



Analyse des signaux stabilométriques et de la stabilité chez l'Homme : application à la biométrie

Dhouha Maatar

► To cite this version:

Dhouha Maatar. Analyse des signaux stabilométriques et de la stabilité chez l'Homme : application à la biométrie. Traitement des images [eess.IV]. Université Paris-Est, 2013. Français. NNT : 2013PEST1161 . tel-01329424

HAL Id: tel-01329424

<https://theses.hal.science/tel-01329424>

Submitted on 15 Jun 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse

Élaborée par :

Dhouha Maatar Razgallah

en vue de l'obtention du grade de

Docteur en Génie électrique de

L'ECOLE NATIONALE d'INGENIEURS DE TUNIS

en cotutelle avec

L'UNIVERSITE DE PARIS-EST CRETEIL VAL DE MARNE

Intitulée :

Analyse des signaux stabilométriques et de la stabilité chez l'Homme : application à la biométrie.

Soutenu le 21 Février 2013 devant le jury composé de :

Hamid Amiri	Professeur	Examineur	Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis
Ahmed Ben Hmida	Professeur	Rapporteur	Ecole nationale d'ingénieurs de Sfax
Vicente Zarzoso	Professeur	Rapporteur	Université Nice, Sophia Antipolis
Régis Fournier	Maitre de conférences	Examineur	Université de Paris-est Créteil
Zied Lachiri	Professeur	Co-Directeur	Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis
Amine Naitali	Professeur	Co-Directeur	Université de Paris-est Créteil

*Je dédie ce mémoire à mes parents,
maigre témoignage de mon amour et ma
reconnaissance
pour leur soutien et leur aide incessant,
à mon époux pour sa compréhension et sa
patience
à mes deux enfants,
pour avoir supporté involontairement mon
stress et ma fatigue.*

Remerciements

Je tiens à remercier chacun des membres du jury pour leur présence et leur participation lors de la soutenance de cette thèse.

Mes remerciements vont à Monsieur le Professeur Hamid AMIRI, Directeur du Laboratoire de Recherche Signal, Image et Technologie de l'Information (LR-SITI) de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, pour le grand honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider mon jury de thèse. Qu'il trouve ici le témoignage de ma respectueuse gratitude et mon profond respect.

Monsieur Vicente ZARZOSO, Professeur à l'Université Nice, Sophia Antipolis, m'a fait un grand honneur en acceptant de juger cette thèse en tant que rapporteur de mon travail. Je tiens à lui exprimer toute ma vive reconnaissance.

Monsieur Ahmed BEN HMIDA, Professeur à l'Ecole nationale d'ingénieurs de Sfax, m'a honoré en acceptant de juger ma thèse en tant que rapporteur de mon travail et de participer au jury. Qu'il trouve ici l'expression de mon profond respect.

Je remercie Monsieur Régis FOURNIER, Maître de conférences à l'Université de Paris-Est Créteil d'avoir accepté de faire partie des membres du jury. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude et mon respect.

Je remercie très vivement Monsieur le Professeur Nouredine ELLOUZE du laboratoire de recherche Signal, Image et Technologie de l'Information (LRSITI) de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT), de m'avoir fait part de ses compétences et de son savoir faire, et de m'avoir accordé de son temps précieux tout au long de ses années.

Je remercie aussi Professeur Amine NAITALI du laboratoire d'Image, Signal et Systèmes Intelligents (LISSI) de L'Université Paris-EST Créteil (UPEC), de m'avoir dirigé dans ces travaux, pour sa disponibilité et ses conseils pertinents durant ces années de thèse.

Je remercie particulièrement Monsieur Zied LACHIRI Professeur à l'Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie pour m'avoir dirigé pendant ces travaux en me faisant profiter de ses compétences, de ses conseils et de sa disponibilité.

Merci aux membres de l'équipe du LISSI et de l'équipe du LR-SITI pour leur encouragement et leur gentillesse.

Résumé

La biométrie se réfère à la reconnaissance automatique des individus. Elle est basée sur leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Le contrôle postural, bien que soit une caractéristique comportementale de l'Homme, n'a pas été bien développée dans le domaine de la biométrie. Le travail mené dans cette thèse repose sur l'analyse des signaux stabilométriques et l'application à la biométrie. Dans un premier volet, une étude de l'information posturale, en particulier le signal stabilométrique, est effectuée à travers des méthodes d'analyses classiques à savoir et l'analyse spatio-temporelle, spectrale et stochastique et à travers aussi deux méthodes de décomposition : la décomposition appelée analyse en composantes principales (ACP) et la décomposition en ondelettes. La méthode ACP, basée sur le modèle additif, permet de décomposer le signal en trois composantes: un signal de tendance, un signal d'excursion et un signal de tremblements. La méthode de décomposition en ondelettes permet de décomposer le signal en trois niveaux de signaux de détail et trois niveaux de signaux d'approximation. Suite à l'étude de la stabilité posturale, l'analyse spectrale et l'analyse de la phase des différentes composantes issues de la ACP et de la décomposition en ondelettes, la comparaison de ces deux méthodes conclut que la méthode ACP est plus appropriée que la décomposition en ondelettes pour analyser le stabilogramme.

A partir des méthodes de décomposition et des méthodes d'analyses classiques, des paramètres sont extraits afin d'étudier l'effet de différents facteurs sur la stabilité posturale et sur le déplacement du centre de masse. Ces facteurs sont la vision, la direction, la proprioception, l'âge, le genre, la taille et le poids. Un deuxième volet de ce travail est consacré à l'application biométrique, à partir des paramètres extraits et suite à une analyse statistique ANOVA, ceux qui sont les plus discriminatifs sont utilisés pour identifier des sujets et les classer selon leur âge, genre, poids et taille. Cette application biométrique est effectuée par trois méthodes de classification à savoir, K-ppv, ADL et SVM. Les applications biométriques aboutissent à des taux de reconnaissance respectables dépassant 80%. De ce fait, il est à déduire que l'analyse du contrôle postural est prometteuse dans le domaine de la biométrie.

Mots clefs : ADL, biométrie, centre de masse, K-ppv, ACP, ondelettes, stabilogramme, stabilité, SVM.

Abstract

Biometrics refers to automatic recognition of individuals. It is based on their physiological and / or behavioral. The postural control, despite that is a human behavioral characteristic, has not been well developed in the field of biometrics. The work performed in this thesis is based on the stabilometric signals analysis and biometric application. Firstly, a study of the postural information especially the stabilometric signal is carried out through traditional analysis namely temporal, frequency and stochastic analysis and two decomposition methods named principle components analysis (ACP) decomposition and wavelet decomposition. The ACP method, based on the additive model, allows decomposing the signal into three components: a trend signal, a rambling signal and a trembling signal. The wavelet decomposition method allows decomposing the signal into three levels of detail signals and three signal levels of approximation. Through the study of postural stability, spectral analysis and phase analysis of the different components from the ACP and the wavelet decomposition, the comparison of these two methods concludes that the ACP method is more appropriate than the wavelet decomposition to analyze the stabilogram. From the decomposition methods and classical methods of analysis, several parameters are extracted to study the effect of different factors on postural stability and the center of mass displacement. These factors are named vision, direction, proprioception, age, gender, height and weight. A second aspect of this work is devoted to the application of biometrics, from the extracted parameters and through ANOVA statistic analysis, those that are most discriminative are used to identify subjects and classify them according to age, gender, weight and size. This biometric application is performed by three classification methods namely, K-NN, LDA and SVM. Biometric applications result in respectable recognition rate exceeding 80%. Therefore, it is inferred that the analysis of postural control is promising in the field of biometrics.

Keywords: LDA, biometrics, center of mass, K-NN, ACP, wavelets, stabilogram, stability, SVM.

Table des Matières

Introduction Générale	1
Chapitre 1 :.....	5
Contrôle Postural et Instrumentation	5
I. Contrôle de l'équilibre postural humain	6
1. Système postural	6
1.1 Système sensoriel.....	8
1.1.1 Système visuel	8
1.1.2 Système vestibulaire	9
1.1.3 Le système proprioceptif.....	9
1.2 Système nerveux central	10
1.3 Système musculaire	11
2. La notion d'équilibre postural.....	11
2.1 Relation entre centre de masse et centre de pression	12
2.2 Equilibre orthostatique chez l'homme	12
2.3 Examens cliniques de l'équilibre statique.....	14
2.3.1 Le Romberg postural.....	14
2.3.2 La verticale de Barré	14
2.3.3 Le test de piétinement de Fukuda.....	15
3. Principaux facteurs agissant sur la stabilité posturale.....	16
3.1 Entrée visuelle.....	16
3.2 Entrées proprioceptives.....	17
3.3 Entrée Directionnelle	18
3.4 L'âge	18
3.5 Genre.....	19
3.6 Facteurs anthropométriques	19
II. Instrumentation en posturologie.....	20
1. Historique des instruments de la posturologie	20
2. Plate-formes de force	22
2.1 Plateformes statiques	23
2.2 Plateformes dynamiques	24

3.	Les mesures posturologiques	26
3.1	Les mesures de l'équilibre statique.....	26
3.2	Les mesures de l'équilibre dynamiques	27
III.	Présentation du protocole expérimental	28
1.	Dispositif d'acquisition	28
2.	Mesure et correction de la distorsion	30
2.1	Calibration.....	30
2.2	Correction	32
3.	Protocole expérimental	34
3.1	Sujets.....	34
3.2	Enregistrements stabilométriques	34
3.3	Traitement des enregistrements	35
Chapitre 2 :		38
Etude Stabilométrique Classique		38
I.	Méthodes d'analyse classiques	39
1.	Analyse spatio-temporelle	39
1.1	La position moyenne du CdM.....	40
1.2	La vitesse moyenne du CdM.....	40
1.3	La valeur quadratique moyenne (RMS)	40
1.4	L'écart maximal	41
1.5	Surface de l'ellipse de confiance (CEA).....	41
1.6	Le Quotient de Romberg.....	41
2.	Analyse spectrale	42
2.1	Fréquence moyenne ou centroidale.....	43
2.2	Puissance moyenne de la densité spectrale	43
2.2.1	Principe du périodogramme	43
2.2.2	Principe de l'estimateur de Welch.	43
2.2.3	Calcul du paramètre Puissance moyenne.	44
2.3	Pente du spectre de puissance	44
3.	Analyse stochastique.....	45
3.1	Coefficients de Hurst	46
3.2	Le point critique.....	46
II.	Résultats et discussions.....	47
1.	Analyse spatio-temporelle	47
1.1	Influence des facteurs sur la position moyenne du centre de masse	48
1.1.1	Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle	48
1.1.2	Influence du genre.....	50
1.1.3	Influence des caractéristiques anthropométriques	50

1.2	Influence des facteurs sur la qualité de l'équilibre orthostatique.....	51
1.2.1	Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle	51
1.2.2	Influence de l'âge.....	54
1.2.3	Influence du genre.....	56
1.2.4	Influence des caractéristiques anthropométriques.	57
2.	Analyse spectrale	60
2.1	Etude du spectre.....	60
2.2	Influence des facteurs sur la qualité de l'équilibre orthostatique.....	61
2.2.1	Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle	61
2.2.2	Influence de l'âge.....	64
2.2.3	Influence du genre.....	65
2.2.4	Influence des caractéristiques anthropométriques	66
3.	Analyse stochastique.....	68
3.1	Influence des facteurs sur les processus de régulation posturale.	69
3.1.1	Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle	69
3.1.2	Influence de l'âge.....	70
3.1.3	Influence du genre.....	72
3.1.4	Influence des caractéristiques anthropométriques	73
4.	Synthèse	75
Chapitre 3 :.....		76
Analyse Stabilométrique par Décompositions.....		76
I.	Méthodes de décomposition	77
1.	La décomposition ACP	79
1.1	Principe	79
1.2	Analyse de la phase.....	82
1.3	Analyse spectrale	87
1.4	Analyse de la diffusion des composantes.....	88
1.4.1	Modélisation bilinéaire	89
1.4.2	Modélisation par une fonction continue.....	90
2.	Décomposition en ondelettes	91
2.1	Principe	91
2.2	Analyse de la phase.....	92
2.3	Analyse spectrale	96
2.4	Analyse de la diffusion des composants	97
II.	Résultats et discussions.....	100
1.	Résultats liés aux lacets de phase des composantes.....	100
1.1	Influences des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle.....	100

1.2	Influences de l'âge	103
1.3	Influences du genre	106
1.4	Influences de la taille	107
1.5	Influence du poids.....	109
2.	Résultats liés aux diffusions des fluctuations de phase.....	111
3.	Résultats liés des paramètres dynamiques.	114
Chapitre 4 :		117
Classification et Application à la Biométrie		117
I.	La classification biométrique	118
1.	Théorie de la biométrie	118
1.1	Technologie de la biométrie.....	119
1.2	Méthodes de reconnaissance d'Individus	120
1.3	Système de reconnaissance d'Individus	120
	• Acquisition et prétraitement des données	121
	• Détection et localisation.....	121
	• Extraction des paramètres et classification	122
	• Apprentissage.....	122
	• Décision	122
1.4	Limitations des systèmes biométriques.....	122
2.	Application biométrique	123
2.1	Tests statistiques	123
2.1.1	Tests paramétriques classiques ou tests t	123
2.1.2	Les tests non paramétriques	124
2.1.3	ANOVA	124
2.2	Les méthodes de classification.....	124
2.2.1	Classification non supervisée.....	124
a)	Classification hiérarchique.....	125
b)	Méthode de K-moyennes.....	125
2.2.2	Classification supervisée.....	125
a)	K plus proches voisins	125
b)	Analyse discriminante linéaire.....	126
c)	Machines à vecteurs de support	127
d)	Classification des centroïdes.....	128
2.2.3	Choix des techniques de classification.....	128
3.	Le protocole expérimental de classification.....	130
3.1	Objectif et démarche	130
3.2	Architecture de notre système de reconnaissance	131

3.2.1	Acquisition et base de données des stabilogrammes.....	131
3.2.2	Prétraitement	131
3.2.3	Analyses et extraction de paramètres	131
3.2.4	Choix des paramètres et Classificateurs.....	132
3.2.5	Apprentissage.....	132
3.2.6	Décision	132
II.	Résultats et discussions	133
1.	Etude statistique	133
2.	Classification.....	134
2.1	Première application biométrique	135
2.1.1	Classification des ressemblants.....	135
2.1.2	Classification des non ressemblants	136
2.2	Deuxième application biométrique	137
2.2.1	Classification par âge	137
2.2.2	Classification par genre.....	138
2.2.3	Classification par poids.....	139
2.2.4	Classification par taille.....	139
2.3	Discussions	141
	Conclusion Générale.....	143
	Perspectives	146
I.	Décomposition WACP.....	147
II.	Biométrie multimodale	147
	Références Bibliographiques.....	148

Liste des Figures

Figure.1 : Systèmes sensoriels impliqués dans la régulation des activités posturo-cinétiques [47].	7
Figure. 2: Interaction entre les différents sous systèmes du système postural.	7
Figure.3 : Eléments anatomiques constituant l'oreille interne.	9
Figure.4 : Innervation de la voute plantaire [67].	10
Figure.5 : Le système nerveux central et la régulation posturale [67].	11
Figure.6 : polygone de sustentation et schématisation de l'état d'équilibre.	13
Figure.7 : Modélisation de la posture statique à un pendule inversé.	13
Figure 8 : Le Romberg postural [67].	14
Figure.9: Test de la verticale de Barré [67].	15
Figure.10 : Test de piétinement de Fukuda [67].	16
Figure.11 : Les situations caractérisées par l'écartement des pieds et l'angle d'ouverture entre pieds.	17
Figure.12 : Dispositif de Vierordt.	20
Figure.13 : Dispositif de Walsh.	21
Figure.14: Le dispositif de <i>multitest</i> équilibre FRAMIRAL.	22
Figure.15: Différents modèles de plateforme de force.	23
Figure.16 : Exemple de plateforme statique.	24
Figure.17 : Les conditions du test d'organisation sensorielle de l'Equitest.	25
Figure.18 : dispositif de Bessou.	25
Figure.19 : dispositif de la plate-forme dynamique asservie expérimentale.	26
Figure.20 : Photographie du tapis contenant l'antenne émettrice.	29
Figure.21 : Fenêtre d'une acquisition à un capteur de la position du centre de Masse	29
Figure.22 : Les 5 altitudes des plans de calibration sur la potence.	31
Figure.23 : Schéma du tapis avec les 9 positions et l'emplacement de la carte.	31
Figure.24 : Visualisation de la déviation des points estimés par rapport aux valeurs réelles par plan.	32
Figure.25 : Visualisation dans l'espace du Champ idéal	32
Figure.26 : Visualisation dans l'espace du Champ calibré	33
Figure.27 : Visualisation dans l'espace du Champ après correction.	33
Figure. 28: Protocole expérimental lors d'une acquisition	35
Figure .29: Visualisation d'un enregistrement sur les différentes directions.	36
Figure.30: Déplacement du CdP dans (a) le plan horizontal (b) la direction medio-latérale (ML) et (c) la direction Antero-postérieure (AP).	36
Figure.31 : Illustration de l'ellipse de confiance l'ellipse regroupant 95% du statokinésigramme.	41
Figure.32 : Illustration du périodogramme d'un stabilogramme.	43
Figure.33 : Illustration de la densité spectrale de puissance par estimateur de Welch d'un stabilogramme.	44
Figure.34 : analyse spectrale et régression linéaire.	45
Figure.35: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour tous les sujets.	49
Figure.36 : Position Moyenne du déplacement du centre de masse tous les groupes jeune et adulte en la direction (a) ML et (b) AP.	49

Figure.37: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes Féminin et Masculin en la direction (a) ML et (b) AP.	50
Figure.38: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes gros et maigre en la direction (a) ML et (b) AP.	51
Figure.39: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes grand et petit en la direction (a) ML et (b) AP.	51
Figure.40 : Quotient de Romberg pour tous les sujets.	53
Figure.41: (a) CEA, (b) RMS, (c) Ecart maximal et (d) Vitesse moyenne du déplacement du CdM pour tous les sujets.	53
Figure.42: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les jeunes et les adultes.	55
Figure.43: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les femmes et les hommes.	57
Figure.44: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les gros et maigres.	58
Figure.45: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les grands et petits.	59
Figure.46: Différentes bandes constituant le spectre du stabilogramme.	61
Figure.47 : la densité spectrale de puissance (DSP) du CdM la direction AP pour les situations (a) PE_YF et PE_YO et (b) PS_YF et PS_YO.	61
Figure.48 : la densité spectrale de puissance du CdM la direction AP pour les situations PE_YO et PS_YO et (b) PE_YF et PS_YF.	62
Figure.49: (a) PSD moyenne, (b) Pente de la régression, (c) Fréquence centroidale du CdM pour tous les sujets.	63
Figure.50: PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour les groupes jeune et adulte.	64
Figure.51 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des femmes et des hommes.	65
Figure.52 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des gros et maigre.	66
Figure.53 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des petits et des grands.	67
Figure.54 : la courbe de diffusion d'un stabilogramme d'un sujet sain de 32 ans.	68
Figure.55 : Comparaison des valeurs du coefficient H1 entre YO et YF pour (a) PE et (b) PS.	69
Figure.56 : (a) coefficient H1, (b) coefficient H2 et (c) temps critique tc pour tous les sujets.	70

Liste des Tableaux

Tableau.1: Caractéristiques de la population étudiée.....	34
Tableau.2 : écart-type de la moyenne du déplacement du CdM et quotient de Romberg aux différentes situations et directions (sujet sain).....	52
Tableau.3 : Avantages et inconvénients des classificateurs (a) non supervisées ; (b) Supervisées.	129
Tableau.4 : Liste des paramètres utilisés pour la classification.	133
Tableau.5 : résultats de la classification par personne pour les ressemblants.	135
Tableau.6 : résultats de la classification par personne pour les non ressemblants.	136
Tableau.7 : résultats de la classification par âge.	137
Tableau.8 : résultats de la classification par genre.....	138
Tableau.9: résultats de la classification par poids.....	139
Tableau.10: résultats de la classification par taille.	140

Introduction Générale

Dans la vie quotidienne, la régulation des activités posturales (posture orthostatique, locomotion) est indispensable pour que les segments corporels gardent leur cohésion et pour que leur jeu soit parfaitement harmonieux, malgré les différentes perturbations que le corps peut subir. Il semble assez difficile que l'homme puisse rester parfaitement immobile et conserver son équilibre, en particulier lors de sa station debout, ce qui permet à l'équilibre d'être une composante essentielle dans la motricité humaine. La position debout est la position fondamentale de l'Homme ; le maintien de son équilibre est une tâche habituelle de la vie quotidienne. Ce maintien de l'équilibre est assuré par le *système tonique postural* permettant l'équilibre de l'Homme dans l'espace aussi bien en position immobile (équilibre statique) qu'en mouvement comme en marche (équilibre dynamique).

Le système tonique postural est considéré comme un ensemble complexe et structuré possédant de multiples entrées interagissant entre elle pour garantir un équilibre le plus parfait que possible. L'organisme utilise plusieurs sources d'informations pour réaliser un tel contrôle. Le système postural est composé d'un système sensoriel, un système nerveux central et un système effecteur musculaire qui sont en parfaite coordination pour lutter contre la gravité et s'opposer aux forces extérieures, afin de situer le corps dans son environnement, et aussi de l'équilibrer en position immobile ou en mouvement.

Ce système est considéré comme un système très riche de part la diversité des capteurs disponibles, ainsi que par l'efficacité et la précision de la réponse adaptée. Du fait de la richesse de ce système et de sa complexité, de nombreuses recherches médicales et scientifiques se sont intéressées à l'étude du comportement postural, ainsi qu'au diagnostic fin des problèmes liés au système postural.

Parmi ces problèmes posturaux, un problème majeur est la chute chez les personnes âgées qui est due à la perte d'autonomie et à des modifications comportementales liées à la « peur » de tomber. Les recherches scientifiques et cliniques à travers le monde entier s'intéressent et travaillent activement sur le problème des chutes, pour des raisons à la fois médicale et sociale. En France par exemple, le nombre de décès attribués chaque année à des chutes est estimée à plus de 9000, avec un coût qui en résulte plus de deux milliards d'euros [226]. Le coût de la chute va augmenter avec l'augmentation de la population âgée. En Europe, le pourcentage d'adultes de plus de 65 ans va presque doubler, passant de 15% à 30% en l'an 2050 [227]. Tomber est une conséquence d'une défaillance dans le système de contrôle postural due au vieillissement ou bien à une pathologie spécifique.

Outre l'importance de l'analyse du control postural dans les enjeux, des recherches médicales visant à diagnostiquer les problèmes d'équilibre chez l'Homme, l'analyse du système postural promet d'intervenir dans le domaine de la recherche en biométrie. En effet, depuis plusieurs années, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux.

La biométrie a vu le jour par des procédés de reconnaissance anthropométrique dont le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. Cette modalité servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone et en Chine au 7ème siècle. Plus récemment, au 19ème siècle, une méthode scientifique permettant l'identification de criminels d'après leurs mesures physiologiques a été inventé [139]. De nos jours, suite à la révolution dans le domaine informatique, et vu la grande puissance de calcul des ordinateurs et leur capacités à utiliser des programmes informatiques complexes, de nombreuses modalités biométriques visant à prouver l'identité des individus ont été adoptées tel que la géométrie de la main, l'iris, la rétine, le visage, l'empreinte palmaire, la géométrie de l'oreille, l'ADN, la voix, la démarche, la signature ou encore la dynamique de frappe au clavier. Le control postural s'apprête à prendre sa place parmi ces modalités biométriques.

Par conséquent, l'analyse et la quantification du processus d'équilibre assurés par le système postural, permettra une compréhension plus précise des processus intervenants dans la régulation posturale, et par la suite la prévention sur d'éventuels problèmes pouvant être liés à la posture, et l'étude de l'éventuelle possibilité d'identifier les individus grâce à leurs caractéristiques posturales.

Ceci nécessite la mise en place d'un dispositif de mesures visant l'enregistrement puis l'analyse de données posturales. Dans cette étude, l'information posturale est recueillie à l'aide de capteurs sous la forme d'un signal appelé signal stabilométrique. L'étude et la paramétrisation du signal stabilométrique permettront d'étudier la stabilité avec les différents facteurs qui peuvent y intervenir, et d'étudier la performance des paramètres stabilométriques dans le domaine de l'application biométrique.

La thèse présentée comporte une introduction générale, quatre chapitres et une conclusion générale, et peut se résumer comme suit :

Le premier chapitre de cette thèse donne un aperçu sur le fonctionnement du système tonique postural et les fonctionnalités des différents sous-systèmes le constituant. Il décrit les tests pertinents pour l'examen de l'équilibre tonique et donne les principaux facteurs pouvant agir sur la stabilité posturale. Dans un deuxième temps, il présente l'instrumentation dans le domaine stabilométrique, tout en décrivant les différentes techniques et méthodes utilisées à travers l'histoire. L'instrumentation utilisée dans cette étude a été présentée ensuite, et qui est basée sur l'utilisation du champ électromagnétique. A la fin, le protocole expérimental retenu est présenté.

Le deuxième chapitre concerne la méthodologie adoptée dans cette recherche. Il s'agit bien d'une étude temporelle spatiale, d'une étude fréquentielle spectrale et d'une étude stochastique appliquées sur le signal stabilométrique. Un tel signal à explorer a été enregistré grâce à la mise en place du dispositif expérimental décrit dans le chapitre précédent. Ces études mettent en évidence des mesures spécifiques liées à l'analyse classique.

Le troisième chapitre détaille d'une manière approfondie l'analyse du signal stabilométrique tout en exploitant des composantes essentielles issues directement d'une première méthode de décomposition à savoir la technique 'ACP', et d'une deuxième méthode de décomposition qui est la décomposition en ondelettes. Suite à ces analyses, des mesures pertinentes liées à la technique 'ACP' et des mesures liées à la décomposition en ondelettes sont obtenues.

Toutes ces mesures définies dans le deuxième et dans le troisième chapitre permettent d'étudier les spécificités et caractéristiques de l'équilibre orthostatique humain y compris l'étude de la stabilité, le comportement du centre de masse et les facteurs y agissant.

Le dernier chapitre présente au début la théorie de la biométrie en général ainsi que les méthodes de classification couramment utilisées. Ensuite, à partir des tests et mesures statistiques du type 'ANOVA', parmi les mesures définies dans le deuxième et dans le troisième chapitre, celles qui sont les plus discriminantes sont retenues.

Ces mesures vont servir par la suite, et dans un premier temps à identifier des personnes en utilisant les classificateurs supervisés du type 'K' des plus proches voisins (K-ppv), et analyse discriminante linéaire (ADL). Dans un second temps, ces paramètres servent à classifier des individus selon leurs caractéristiques anthropométriques à savoir la taille, le poids, l'âge ou leur genre, et cela grâce aux classificateurs du type K-ppv, ADL et machines à vecteurs de support (SVM).

La rédaction de cette thèse sera achevée par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 1 :

Contrôle Postural et Instrumentation

Introduction

Les différentes parties du corps humain sont organisées et liées entre elles dans diverses positions qui déterminent la posture [23]. Chaque attitude posturale correspond à un état d'équilibre. L'homme a adapté sa posture et contrôlé l'équilibre des multiples segments de son corps dans le champ gravitationnel terrestre en utilisant seulement deux aires d'appui au sol. Le maintien de la verticalité des segments du corps humain est possible grâce à un jeu d'action et de réaction avec le sol et à un contrôle musculaire adéquat. La stabilisation de la posture statique et dynamique est donc un processus complexe et fait intervenir divers systèmes. Les études de ce processus ainsi que les dispositifs qualifiant et quantifiant l'équilibre humain a évolué au fil du temps. Ce chapitre présente le système postural responsable de stabiliser la posture et conserver l'équilibre humain. Il présente l'évolution au cours du temps des instruments de mesures posturologiques. Enfin il expose le protocole expérimental utilisé dans ce travail pour le recueil de l'information posturale ainsi que les étapes de préparation de la base de données.

I. Contrôle de l'équilibre postural humain

1. Système postural

En station debout, il est impossible de pouvoir rester parfaitement immobile et conserver un équilibre parfait. Le système postural contrôle l'équilibre humain en position statique debout ainsi qu'en mouvement. En position statique orthostatique, le système postural manifeste la faculté de revenir continuellement au voisinage de sa position d'équilibre, d'où les faibles oscillations involontaires. Ces perturbations peuvent être dues à l'activité respiratoire, la circulation sanguine ou à des activités neuromusculaires. Le système postural doit aussi confronter des forces extérieures du corps humains, dues à la nature de l'environnement, ainsi que la présence de force gravitationnelle pour réaliser la stabilité en mouvement ainsi qu'en position debout.

La stabilisation de la posture statique et dynamique fait intervenir des systèmes récepteurs sensoriels conduisant l'information au système nerveux central par des voies afférentes. Le système nerveux central intègre ces données afin de piloter ensuite les effecteurs somatiques, qui sont les muscles striés squelettiques, pour l'exécution sous forme de mouvement (Figure.1).

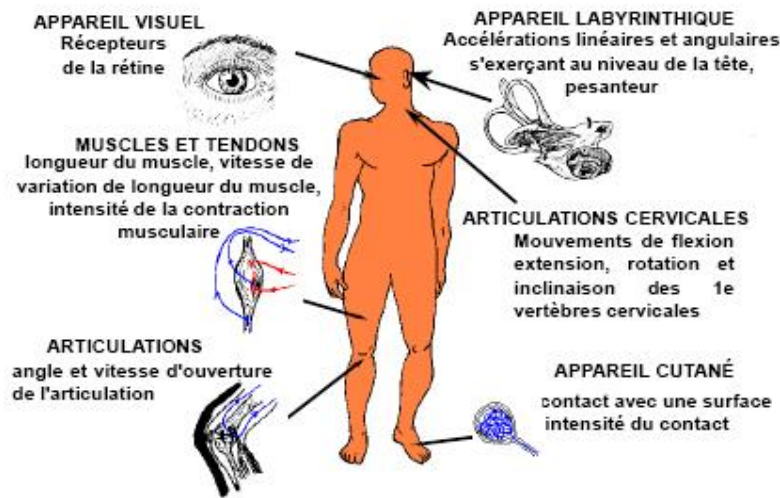


Figure.1 : Systèmes sensoriels impliqués dans la régulation des activités posturo-cinétiques [47].

Le système postural est un système capable de fonctionner de plusieurs façons différentes et combinant de multiples informations d'origines différentes dont la seule stratégie est le maintien de la projection au sol du centre de gravité. De façon générale, lorsque se produit une perturbation de la posture ou de l'équilibre ou également en situation orthostatique lors des oscillations itératives et aléatoires du corps, deux mécanismes peuvent la corriger à savoir la réaction posturale et l'ajustement postural anticipé [201]. La réaction posturale est déclenchée par les récepteurs sensoriels (visuel, proprioceptif et vestibulaire) liés au début de la perturbation. Ces récepteurs émettent l'information au système nerveux central qui à son tour envoie au système musculaire ces commandes de correction (Figure.2). Cette réaction met donc un certain délai pour intervenir. Ce délai peut être diminué par le système nerveux qui pré-règle les circuits de correction lorsque les perturbations se répètent et sont prédictibles. L'ajustement postural anticipé intervient par automatisation dès que la perturbation se produit. Il est le résultat d'un apprentissage et s'exerce par des réseaux nerveux adaptatifs.

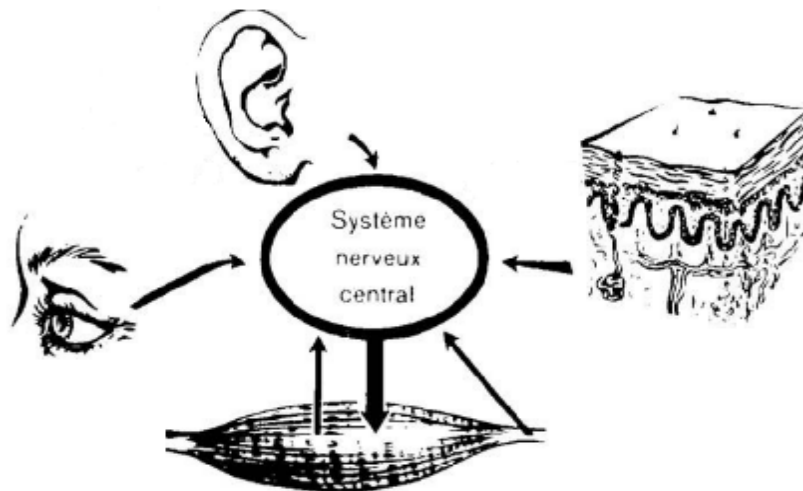


Figure. 2: Interaction entre les différents sous systèmes du système postural.

Le fonctionnement du système postural nécessite donc une coordination quasi parfaite entre trois systèmes essentiels à savoir le système sensoriel, le système nerveux central, et la musculature squelettique pour orienter le corps de façon optimale et maintenir l'équilibre par minimisation des oscillations autour de cette orientation [94][170].

1.1Système sensoriel

Pour que la stabilisation et les activités posturales soient les plus efficaces possible, il est nécessaire qu'à chaque instant le système nerveux central soit parfaitement renseigné sur les modifications environnementales en provenance du monde extérieur et en provenance de l'organisme; c'est la fonction basique du système sensoriel. Ces informations passent sous forme d'énergie à travers des voies afférentes. Les récepteurs sensoriels transforment cette énergie sous forme d'informations adéquates comme la température, la pression, la lumière, le son... [52][170].

Les principaux systèmes participant au codage de l'information sensorielle nécessaire au maintien d'équilibre postural sont les récepteurs visuel, vestibulaire et proprioceptif.

Le contrôle de l'équilibre dépend de trois informations essentielles qui sont celle de la géométrie du corps, celle des forces d'appui et celle de l'orientation du corps par rapport à la verticale gravitaire. Les récepteurs proprioceptifs (muscles, tendons et articulations) fournissent les informations renseignant sur la géométrie du corps (configuration relative des segments corporels les uns par rapport aux autres). Ils permettent aussi d'apprécier, grâce à la sensibilité cutanée plantaire, les forces de réaction du sol (forces d'appui).

Les récepteurs vestibulaire, visuel et proprioceptif donnent chacun une information sensorielle, servant ainsi à renseigner sur la position du corps par rapport à la verticale gravitaire [94][201]. Ces informations prises indépendamment sont insuffisantes. Il faut donc une intégration entre les différents récepteurs et les différentes informations recueillies à partir de ces récepteurs. La fonction d'équilibration est ainsi multi sensorielle et implique une interaction entre les systèmes sensoriels [126].

1.1.1 Système visuel

Les yeux captent la lumière et ses variations. L'analyse et l'intégration de ces influx permettent, entre autres, la localisation et l'identification des objets. Ces différents traitements débutent par la réaction des cellules rétinienne à la lumière et s'achèvent par le traitement cortical des influx nerveux. L'analyse corticale de ces informations permet l'orientation dans l'espace en donnant des repères visuels de verticalité. L'information rétinienne fournit des informations à la fois sur la position et sur le mouvement du corps dans l'espace via la vision centrale et la vision périphérique. La vision centrale permet l'identification des objets et la perception fine des détails et contribue à fournir les directions verticale et horizontale. La vision périphérique donne des informations sur la situation et le mouvement du sujet par rapport à son environnement; ce type de vision est donc particulièrement impliqué dans l'équilibre dynamique [5][126][128]. Il existe une source complémentaire d'information qui est la motricité oculaire qui situe l'œil dans l'orbite en coordonnées céphaliques. Les différents mouvements oculaires (par exemple, les saccades) assurent l'ancrage de l'image facilitant le traitement de l'influx nerveux. Par un processus sensitif, le déplacement de la

cible est déduit de la variation des images rétiniennes qui se produit lorsque l'œil est fixe et par un processus sensori-moteur, la coordination des mouvements de la tête et des yeux est réalisée pendant que l'image rétinienne demeure fixe sur la fovéa [36]. Certaines couches du calicule supérieur envoient des afférences vers la moelle épinière qui agirait sur les mouvements du corps pour faciliter la localisation d'un stimulus. En résumé, le système visuel détecte le mouvement de l'environnement (scène visuelle) établissant ainsi une mesure de l'orientation du corps par rapport à l'horizon. Il se comporte comme un détecteur des déséquilibres posturaux.

1.1.2 Système vestibulaire

Le système vestibulaire informe le système nerveux central sur l'orientation relative de la tête par rapport à la ligne de gravité et sur ses mouvements dans l'espace. Il intervient dans le contrôle de l'équilibre et de certains mouvements oculaires. Ses organes périphériques se situent dans le vestibule de l'oreille interne. Les organes les plus importants sont les canaux semi circulaires, dont les récepteurs signalent l'accélération angulaire, et le labyrinthe, dont les récepteurs réagissent à l'accélération linéaire et ses variations (Figure.3). Les afférences vestibulaires interviennent sur de nombreux centres impliqués dans la régulation du réflexe d'activités essentiellement oculaires et musculaires. En effet, elles agissent sur la musculature squelettique pour assurer l'équilibre d'une posture adoptée par l'intermédiaire du cervelet qui présente le centre de projection des noyaux vestibulaires [36]. Le système vestibulaire est très sensible également aux accélérations linéaires et angulaires de la tête dans l'espace, c'est un capteur de force d'inertie permettant à l'individu de construire un référentiel extrêmement précis de l'orientation spatiale par rapport au vecteur gravitationnel et informe le cerveau de ces mouvements absolus de la tête et du corps dans l'espace [128]. Même en absence de vision, une partie des informations vestibulaires atteint le cortex cérébral par des relais thalamiques qui déclenchent les réactions d'équilibration.

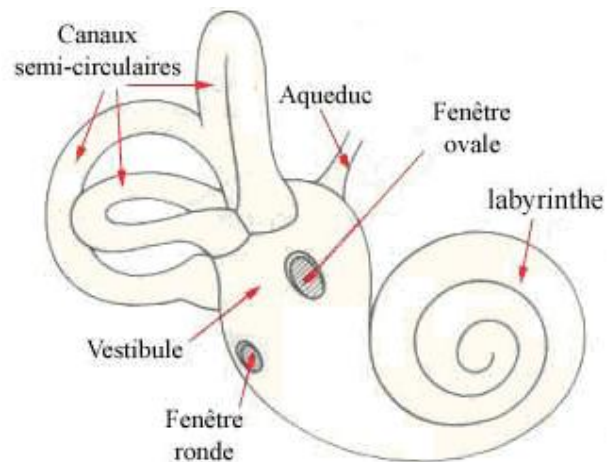


Figure.3 : Eléments anatomiques constituant l'oreille interne.

1.1.3 Le système proprioceptif

Le pied est l'organe sensoriel primaire de l'équilibration. Il informe le système postural, grâce aux multiples nerfs qui innervent la voûte plantaire (Figure.4), sur la géométrie de la zone d'appui corporel au sol et également sur les caractéristiques de la force de réaction qui

s'exerce sur cette zone. Il est aussi pourvu de multiples récepteurs sensoriels à différents niveaux : cutané, articulaire, tendineux et musculaire.

Ces récepteurs sensoriels recueillent et transmettent des informations relatives à la posture et aux mouvements. Ces informations sont intégrées à différents niveaux du système nerveux central et donnent naissance à une perception [128].

Les récepteurs cutanés se présentent comme des terminaisons nerveuses spécialisées dont la principale caractéristique fonctionnelle est le codage quantitatif et temporel du stimulus.

En résumé, au niveau du système proprioceptif et de son rôle dans l'équilibration, il existe deux types de capteurs; des capteurs musculaires et des capteurs cutanés. L'ensemble de ces capteurs permettent de réguler l'angulation entre les différents segments du corps et d'avoir une idée sur le schéma corporel.

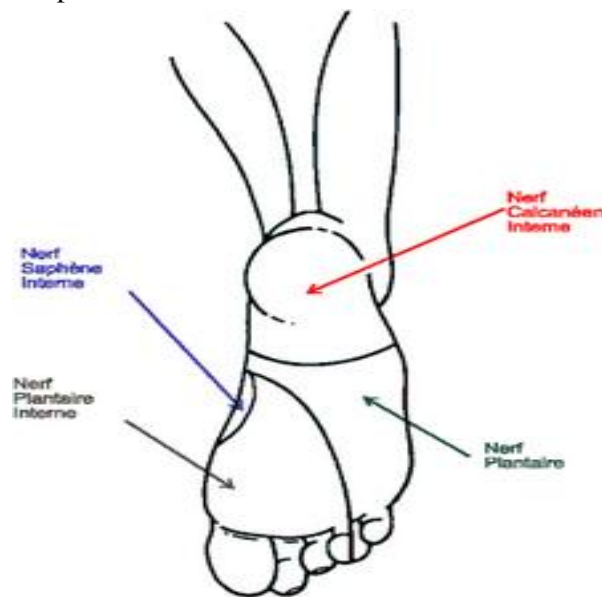


Figure.4 : Innervation de la voute plantaire [67].

1.2Système nerveux central

Plusieurs parties du système nerveux central essentiellement la moelle épinière et le cervelet prennent part dans le contrôle de la posture (Figure.5). Les influx nerveux provenant des capteurs sensoriels aboutissent vers des structures corticales et sous-corticales. Leur action intégrative permet le contrôle de l'ensemble du système tonique postural par l'intermédiaire de réflexes. Le complexe nucléaire vestibulaire est une région de passage obligatoire intervenant dans le contrôle central. Il reçoit des informations en provenance du système limbique, du colliculus, du thalamus et de divers noyaux du cervelet et du cortex cérébral. Le cervelet possède un rôle de contrôle parce qu'il possède des connections à la fois efférentes et afférentes avec le complexe nucléaire vestibulaire. Parmi les autres structures de contrôle il y a le noyau rouge, impliqué dans le contrôle de la motricité de la face et des membres en assurant la régularité et la précision des mouvements, le néo-cervelet, agissant par l'intermédiaire des noyaux dentelés dans l'initialisation motrice et l'apprentissage interne du mouvement et la substance réticulée qui reçoit des fibres de la sensibilité somesthésique et joue un rôle sur l'activation globale du système [94].

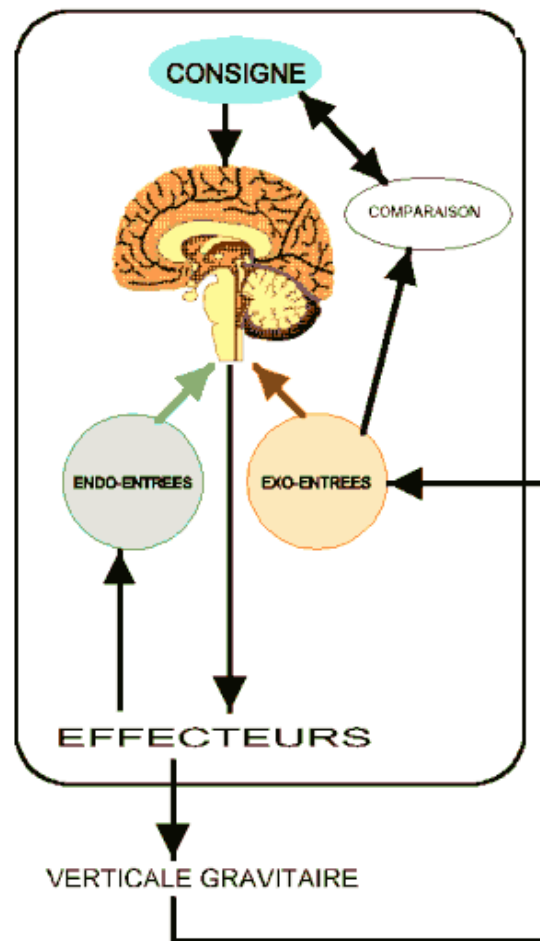


Figure.5 : Le système nerveux central et la régulation posturale [67].

1.3Système musculaire

En position debout orthostatique, il existe une activité des muscles de la cheville en accord avec la notion selon laquelle le corps se comporte tel un pendule inversé [91][125]. Dans cette position, la projection du centre de masse (CdM) sur le sol se situe à quelques centimètres en avant de l'axe des articulations des chevilles [127] créant ainsi un couple déstabilisateur vers l'avant. Les différents centres nerveux, recevant des informations en provenance des différents capteurs sensoriels, élaborent une réponse pour lutter contre ce couple déstabilisateur sous forme de différents influx transmis à des effecteurs qui sont le système musculaire. Les muscles, intervenant dans ce processus de maintien de la posture et luttant contre la déstabilisation, sont essentiellement la musculature du mollet, les muscles ischio-jambiers, les muscles postérieurs de la jambe et les extenseurs de la colonne et de la nuque [90][128][144].

2. La notion d'équilibre postural

Le corps de l'homme debout immobile ou en mouvement est soumis à plusieurs forces extérieures en particulier celles dues à la gravité. Physiquement, l'équilibre est l'état qui caractérise un corps lorsque la somme des forces exercées et la somme de leurs moments sont

nulles. Le contrôle de l'équilibre est un des aspects du contrôle postural particulièrement développé chez l'homme en raison de l'instabilité de la position debout.

2.1 Relation entre centre de masse et centre de pression

Le centre de masse (CdM) est généralement considéré comme confondu avec le centre de gravité (CdG) du corps humain [69].

La projection au sol du centre de gravité représente, d'un côté biomécanique, une force verticale dirigée vers le bas dont l'amplitude exprime le poids du corps. Cette force est opposée à une force verticale de réaction équivalente, dirigée vers le haut et dont le point d'application au sol est appelé centre de pression (CdP) [127].

Le CdP est considéré comme une variable contrôlée par le système nerveux. En effet, le CdP est proportionnel au moment de force appliqué aux chevilles et donc aux forces musculaires requises pour stabiliser la structure érigée [138][151][175].

Le CdM est considéré par plusieurs auteurs comme la variable contrôlée par le CdP [43][76]. Ainsi l'analyse de la structure temporelle du CdP et/ou CdM peut révéler des informations sur les mécanismes de contrôle du système postural et sur la nature des oscillations posturales.

Des études, menées sur les deux composantes CdM et CdP, ont montré que les oscillations des deux signaux du CdM et du CdP sont en déphasage constant une fois le système postural se stabilise [18][32][65][75][172][196]. Mais tant que le système est instable, le CdP se déplace plus vite et plus loin à droite, à gauche, en avant et en arrière comme pour ramener le centre de masse et le garder au voisinage de sa position moyenne. En fait, les mouvements du CdP stabilisent le CdM. La possibilité du contrôle du balancement est également envisagée d'un point de vue sensoriel par la vision [117][153] ou par les signaux proprioceptifs [93] [200].

Il est démontré aussi qu'il existe une forte corrélation entre l'accélération du CdM et la différence CdM-CdP. C'est la conséquence de lois physiques mais elle n'informe pas sur la théorie du processus du contrôle de la posture [62].

Certains auteurs s'intéressent à la différence observée entre les signaux CdM et CdP et affirment que cette différence pourrait être associée à la rigidité articulaire des chevilles [28][168][169][196][202][203].

2.2 Equilibre orthostatique chez l'homme

Le corps de l'homme est mécaniquement instable puisque son CdM, considéré confondu au CdG, est situé au-dessus de son CdP sur le sol. Du moment où la résultante des forces de gravité n'est plus alignée avec la résultante des forces de réaction au sol, il se crée un couple qui tend à déséquilibrer le corps et à accélérer sa chute. Le mécanisme de stabilisation utilise un système de contrôle en rétroaction dont les entrées sont capables de minimiser l'écart par rapport à la position d'équilibre jusqu'au retour vers la position d'équilibre [67].

Ainsi, l'équilibre statique, consistant à éviter la chute, est garanti en gardant la projection au sol du centre de gravité (CdG) du corps au centre d'une certaine surface d'appui délimitant entre les pieds le polygone de sustentation ou encore appelé la base de sustentation (Figure.6).

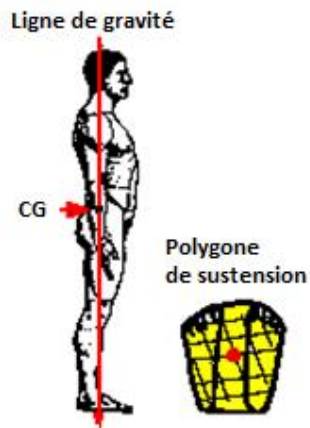


Figure.6 : polygone de sustentation et schématisation de l'état d'équilibre.

La station debout statique chez l'homme, appelée encore orthostatique, est caractérisée par le fait que le signal recueilli par une plate-forme du centre de pression, se déplace sans cesse.

Le processus de régulation posturale repose donc sur la stratégie de verticalité. Il s'agit du maintien de la projection au sol du centre de gravité au centre de certaines surfaces d'appui délimitées par les pieds (polygone de sustentation).

En fait, chez un sujet normal, le système tonique postural est d'une extrême finesse et la surface au sol décrite par un sujet debout immobile, dite en posture statique, ne dépasse pas 200 mm^2 . Ce ci revient à modéliser un sujet debout immobile à un pendule inversé en position d'équilibre instable oscillant autour d'un axe de 4° [195] (Figure.7).

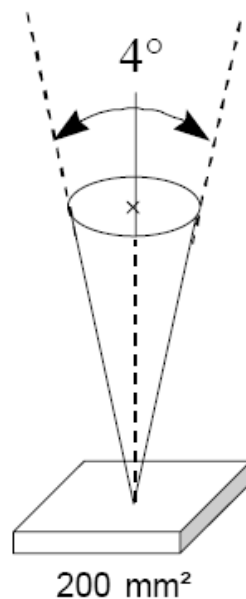


Figure.7 : Modélisation de la posture statique à un pendule inversé.

2.3 Examens cliniques de l'équilibre statique

L'équilibre postural est assuré par le système postural. Une simple perturbation ou dérèglement dans le fonctionnement de ce système peut causer un déséquilibre. Les examens cliniques de l'équilibre statique sont donc indispensables pour détecter ces perturbations et éviter les problèmes de chutes. Parmi ces examens les plus utilisés sont : Le Romberg postural, la verticale de Barré et le test de piétinement de Fukuda.

2.3.1 Le Romberg postural

Le test de Romberg postural consiste à tester la proprioception plantaire et rachidienne chez un sujet debout fermant les yeux dans des conditions spécifiques. Le sujet est examiné debout, talons joints, pieds à 30°, bras tendus à l'horizontale devant lui, les mains fermement accolées par leur bord radial. La position et la déviation des index sont repérées en le plaçant face à des repères gradués. La déviation latérale de la tête et l'inclinaison de l'axe bipupillaire sont aussi repérées et ceci pendant 20 secondes avant et après occlusion des yeux.

Le test de Romberg postural permet d'observer quatre situations différentes (Figure 8):

1 - Pendant les 15 premières secondes de la fermeture des yeux, on observe une rotation vers la droite et une translation vers la gauche : c'est la réponse normale pour un sujet dont l'axe bipupillaire est incliné à droite.

2 et 3 - Les yeux sont ouverts, on note l'inclinaison de l'axe bipupillaire.

4 - Rotation vers la gauche et translation vers la droite : réponse normale pour un sujet dont l'axe bipupillaire est incliné à gauche.

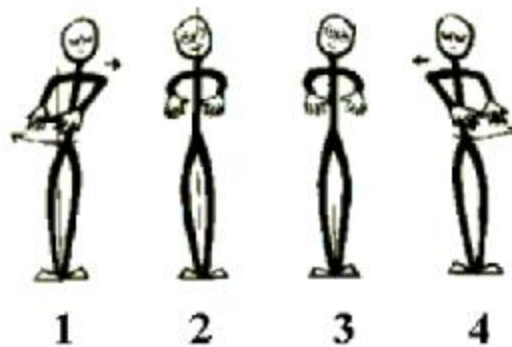


Figure 8 : Le Romberg postural [67].

2.3.2 La verticale de Barré

La verticale de Barré est un test d'équilibre tonique et statique global. Il est considéré comme étant l'un des tests posturaux les plus difficiles à modifier, sa correction est donc hautement significative. C'est un test fiable s'il est mesuré correctement.

Le sujet doit rester immobile, détendu, bras le long du corps et regardant à hauteur des yeux. La position des pieds au sol est importante: ils doivent former entre eux un angle de 30° et

sont installés dans un dispositif standardisé, les talons doivent être écartés de 2 cm environ. La mesure se fait à l'aide d'un fil à plomb passant en arrière des talons et centré au milieu du plan inter malléolaire. Ce fil permet de définir la situation des étages de la colonne vertébrale par rapport à la verticale.

Lorsque les oscillations posturales du sujet sont trop importantes, la position de la verticale inter malléolaire par rapport au pli fessier peut être notée par les positions extrêmes qu'elle atteint. L'existence de telles oscillations mérite par ailleurs d'être notée pour elle-même.

La verticale de Barré peut aussi être mesurée de profil et dans le plan horizontal afin de déterminer les rotations axiales des vertèbres et des ceintures (Figure. 9). Dans ce dernier cas, on mesure les tangentes d'un regard plongeant, en prenant comme référence le plan postérieur passant en arrière des talons. La somme des rotations élémentaires des corps vertébraux lombaires et dorsaux apparaît comme la différence entre les rotations axiales des épaules et du bassin.

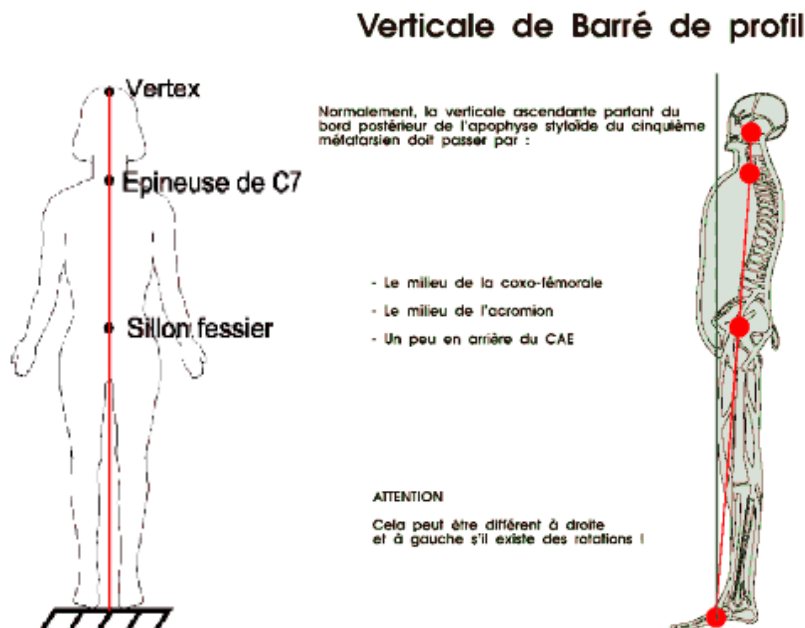


Figure.9: Test de la verticale de Barré [67].

2.3.3 Le test de piétinement de Fukuda

Le sujet est demandé à piétiner à raison d'un pas/seconde, en levant le genou d'environ 45°, les bras tendus en avant. Les rotations sur place et les déviations latéralisées sont notées. Tout sujet normal, qui piétine sur place les yeux fermés, ne tourne sur lui-même que de 20° à 30° maximum en 50 pas (Figure.10).

Pour avoir des résultats exacts, le test nécessite des précautions techniques telles que l'absence de toute source sonore ou lumineuse, l'élévation suffisante des cuisses à 45° environ, la fréquence du pas de 80 par minute environ, la position primaire des yeux à l'occlusion, la tête en position neutre puis tournée à droite puis à gauche, le pas de chaussure, si possible pieds nus, les mâchoires en position de posture mandibulaire après déglutition (les

dents ne se touchent pas) [67]. Dans ce test, il est commode de se servir d'une piste de Fukuda.

La différence entre les angles de spin par rapport à la position en tête neutre est dite gain nuchal. Puis l'on compare ces deux gains pour en déduire la prépondérance tonique posturale.

Le test de Fukuda avec mesure du gain nuchal est le plus fiable des tests destinés à mesurer le tonus des membres inférieurs, mais aussi le réflexe vestibulo-spinal.

Il est impossible de se baser sur le seul test de piétinement pratiqué en position neutre de la tête car le spin observé peut être dû aussi bien aux muscles rotateurs externes de la cuisse qu'aux muscles extenseurs du membre inférieur.

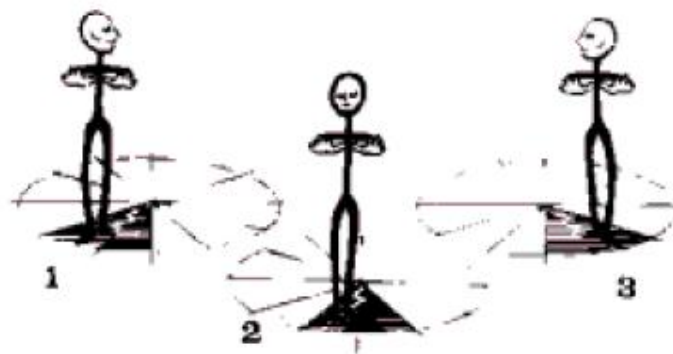


Figure.10 : Test de piétinement de Fukuda [67].

3. Principaux facteurs agissant sur la stabilité posturale

3.1 Entrée visuelle

Au début du XIX^e siècle, Romberg a donné un signe clinique sur la relation entre l'absence d'information visuelle et de fortes oscillations corporelles [155]. Beaucoup plus tard, cette contribution de l'entrée visuelle à la stabilité posturale a été étudiée par [104] montrant que la vision intervient dans la stabilisation de la position debout non perturbée dans un environnement spatial en trois dimensions, horizontale, verticale et la profondeur.

De nombreux auteurs ont trouvé que les sujets sont 2 à 3 fois plus stable les yeux ouverts [48] [69][189]. Ce constat est le quotient de Romberg : c'est le ratio d'un paramètre calculé en condition yeux fermés sur le même paramètre en yeux ouverts mettant en évidence l'importance de la vision sur le contrôle postural. Ce quotient varie en fonction de la distance entre le sujet et la cible visuelle à fixer [70].

Dans la situation de position orthostatique, la vision apporte le plus de sensibilité quant à la détection des oscillations du corps et engendre une quantité d'informations plus importantes permettant un maximum de stabilité [60] et une meilleure régulation des oscillations de la posture orthostatique. Des études antérieures avaient déjà remarqué que l'effet dû à la vision

est plus important sur les oscillations relatives à l'axe antéropostérieur [42][154]. Donc, en présence de la totalité des informations disponibles, le système de régulation postural semble plus apte à intervenir sur les oscillations antéropostérieures que sur les oscillations médiolatérales.

L'entrée visuelle a deux catégories à savoir la vision centrale et la vision périphérique. La vision périphérique contribue plus au contrôle des oscillations antéropostérieures [180] alors que la vision centrale est efficace sur le contrôle des oscillations antéropostérieures et médiolatérales [146].

3.2 Entrées proprioceptives

Le maintien de la posture en position orthostatique chez l'homme a pour objectif de maintenir la projection au sol du centre de gravité du sujet à l'intérieur de la surface d'appui. Parmi les facteurs qui ont un effet important dans ce maintien est la position des pieds du sujet. Plusieurs études ont comparé l'effet de plusieurs positions de pieds sur l'équilibre orthostatique. Les longueurs des déplacements totaux, latéraux et antéropostérieurs du CdP de vingt jeunes adultes sains ont aussi été étudiées [148]. Les mesures stabilométriques ont été prises pour cinq situations différentes caractérisées par l'écartement entre les pieds et l'angle formé par les bords médians des pieds : 0 cm – 0°, 0 cm – 30°, 0 cm – 60°, 5 cm – 0°, 10 cm – 0° (Figure.11). Les résultats ont montré que pour 0 cm – 30°, les longueurs de déplacements médiolatéraux et antéropostérieurs sont identiques. Les déplacements latéraux étaient les plus importants dans la position 0 cm – 0°, alors que, dans la position 10 cm – 0°, les déplacements antéropostérieurs étaient les plus importants.

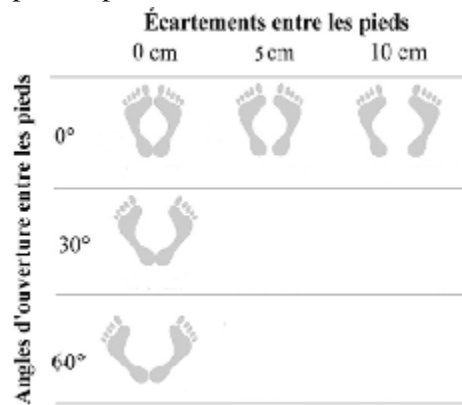


Figure.11 : Les situations caractérisées par l'écartement des pieds et l'angle d'ouverture entre pieds.

Les longueurs des déplacements médiolatéraux et antéropostérieurs du CdP ainsi que sa position moyenne pour différents positions des pieds ont été étudiées [98]. La population était formée de 10 sujets dont 9 étaient droitiers manuels. Les résultats montraient que lorsque les pieds étaient joints, les déplacements médio- latéraux étaient plus importants que lorsque les pieds étaient écartés. La variation de l'écartement n'avait pas d'influence sur la longueur des déplacements antéro-postérieurs. Le CdP moyen était toujours à droite de l'axe médian du sujet. Quatre positions différentes : les pieds étaient parallèles et écartés de 0, 4, 10 et 20 cm ont été étudiées [99]. Le changement de l'écartement des pieds de 0 à 4 cm et de 4 à 10 cm a entraîné un effet stabilisateur de la posture orthostatique. Par contre, l'augmentation de

l'écartement de 10 à 20 cm n'a pas engendré d'effets significatifs sauf pour les déplacements antéropostérieurs qui étaient supérieurs avec 20 cm d'écartement. Un travail effectué sur quatre positions de pieds : talons joints avec un angle de 30°, pieds parallèles avec un écart de 10 cm, talons joints avec un angle au choix et pieds parallèles joints sur une population de sept hommes et dix femmes âgés de 22 à 35 ans, a trouvé que la position la plus stable était la position avec les pieds parallèles et séparés de 10 cm [191]. Une étude sur la position de pied la plus stable en posture orthostatique chez différents sujets a été menée et a affirmé que chez les hommes, en moyenne, la position la plus stable correspond à un écartement de 18 cm entre les milieux des talons avec un angle de 14° entre les lignes allant du gros orteil au milieu du talon [98].

Il a été montré que l'augmentation de la surface du polygone de sustentation a entraîné une amélioration de l'équilibre orthostatique [141]. Cette amélioration a été principalement observée suivant l'axe médiolatéral du sujet. L'effet stabilisateur de l'augmentation de l'écartement entre les pieds était plus important que celui de l'angle. Ils ont également noté que le centre de pression moyen était généralement situé sur le côté droit des sujets ce qui est lié à la latéralité des sujets.

Toutes ces études témoignent de l'importance des entrées proprioceptives (la position des pieds) sur l'équilibre orthostatique et sur certains paramètres stabilométriques.

3.3 Entrée Directionnelle

Parmi les facteurs qui agissent sur l'équilibre, la direction de la tête et du regard. Il a été montré que l'effet stabilisateur de la vision périphérique est lié à la position de la tête et la direction du regard vers le stimulus visuel indépendamment de l'orientation du tronc [15]. C'est que l'effet stabilisateur est apparu clairement à la fois dans la direction de l'AP lorsque le stimulus a été observé en face du participant et dans la direction de ML lorsque le stimulus a été observée latéralement par les participants. Ces résultats suggèrent que la fonction de la vision périphérique est plus probablement liée à la direction de la tête et / ou l'orientation du regard que par les plans AP ou ML relatifs au corps.

Ces résultats sont proches de celle de [87][88] qui ont étudié les réponses posturales spécifiques aux orientations de la tête et du regard lors de la position debout. Dans ces études, la tête et / ou les yeux étaient tournés par des angles spécifiques dans le plan horizontal lors de la vibration des muscles du cou, tandis que la direction de balancement postural spontané et la direction de l'accélération lors de la marche ont été mesurés comme variables dépendantes. Les résultats montrent que les réactions posturales directionnelles se produisent dans la direction de l'orientation de la tête ou du regard en position debout et en marche.

3.4 L'âge

Les résultats concernant l'association entre l'équilibre postural et l'âge sont très différents. Certaines études ont échoué à montrer une relation entre l'âge et l'équilibre [19][92], alors que la plupart des études indiquent que les personnes âgées sont moins stables que les plus jeunes [25][50][53] en raison de plus grandes amplitude et fréquence des oscillations des plus âgés lors de se mettre en position orthostatique. Les études [2][85] [173] sont allées plus loin et ont montré que les performances d'équilibration statique commencent à se détériorer à partir de

50 à 60 ans indiquant qu'avant cet âge, rien n'est à conclure quant à l'effet de l'âge sur le maintien de l'équilibre.

Il est connu que la physiologie du système posturale diminue avec l'âge : l'efficacité des fonctions sensorielles (visuelle, vestibulaire et proprioceptive) diminue avec l'âge [184][198][199]. Ces défaillances des systèmes visuel, vestibulaire et somesthésique ainsi que le ralentissement des réponses motrices (les ajustements posturaux et par la suite la réponse volontaire sont lentes) issues du vieillissement contribuent aux troubles d'équilibre [10][178]. Le vieillissement est aussi souvent associé à l'augmentation des chutes qui vient à la fois de l'altération physiologique du contrôle postural et du déclin dû aux maladies du système nerveux central [178].

Il a été suggéré que le vieillissement altère la capacité de maintenir un bon équilibre [193]. Les oscillations posturales des sujets âgés sont plus importantes que celles des sujets plus jeunes et l'écart entre ces valeurs augmente proportionnellement avec la difficulté de la tâche (lors d'un appui sur une seule jambe, en conditions yeux fermés, sur une surface instable).

3.5 Genre

La notion de présence de différences entre les deux sexes de point de vue capacité à maintenir l'équilibre varie d'une étude à l'autre.

Certaines études ont échoué à trouver des relations significatives entre l'équilibre postural et le sexe [19][25][97]. Une étude antérieure indique que les femmes sont moins stables que les hommes [150]. Il a été affirmé aussi que les oscillations posturales sont plus marquées pour les femmes que pour les hommes, à noter que ses résultats sont valables pour une population de sujets âgées [178]. Cependant, il a été trouvé que les femmes sont plus stables que les hommes [50] [92][147]. Toute comparaison des résultats concernant les effets du genre doit être faite avec prudence, car les méthodes et les populations varient.

[31][97] proposent que les différences, observées sur la capacité de maintenir la stabilité posturale entre les deux sexes, sont dues aux différences dans les caractéristiques anthropométriques des hommes et des femmes. Dans une étude portant sur l'influence de l'écartement des pieds, il a été constaté qu'une plus grande stabilité chez les femmes qu'il attribue à leurs caractéristiques anthropométriques (bassin large et donc pieds plus écartés) et à un mode de régulation postural plus fin [140].

3.6 Facteurs anthropométriques

Beaucoup d'études récentes affirment que les caractéristiques du corps affectent la stabilité posturale. En effet, il a été trouvé que la courte taille du corps et la courte taille des genoux se sont avérés être les motifs d'une augmentation du risque de chutes chez les femmes japonaises alors que le poids est sans effet à ce sujet [41]. Il a été trouvé qu'une petite masse corporelle est associée à la dégradation dans le contrôle postural [54]. Dans une étude sur 45 sujets, les résultats de [143] n'ont indiqué aucune différence dans les valeurs de balancement postural entre les sujets avec et sans différence de longueur des jambes tandis que l'étude de [116] a révélé une augmentation significative de balancement médiolatéral parmi les sujets ayant une différence de 1cm entre les deux jambes. Les problèmes d'anthropométrie des pieds, tels que

les déformations des pieds contribuent à une insuffisance fonctionnelle dans le processus de contrôle postural [136][137]. Les résultats de l'étude [31] affirment que la longueur des pieds augmente la stabilité posturale tandis que la hauteur du sujet ainsi que son poids peut la diminuer. [82] étudiaient la stabilité de 59 hommes avec un IMC (indice de masse corporelle) variant de 17.4 à 63.8 kg/m² et trouvaient qu'une diminution de la stabilité de la balance est fortement corrélée à une augmentation du poids corporel. Cela suggère que le poids corporel peut être un important facteur de risque de chute.

II. Instrumentation en posturologie

1. Historique des instruments de la posturologie

La situation normale dans laquelle le sujet tient debout immobile n'a intéressé que peu de monde jusqu'à l'année 1864 où Vierordt, à Berlin, a réalisé les premiers enregistrements des signaux stabilométriques des oscillations posturales. Ces enregistrements ont été mesurés pour des soldats debout au repos à l'aide d'une plume fixée au vertex qui grattait une plaque de verre enduite de noir de fumée fixée au plafond (Figure.12) [128].

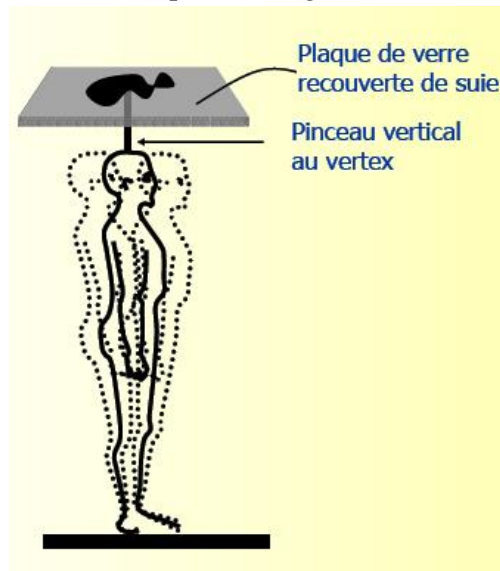


Figure.12 : Dispositif de Vierordt.

Ce dispositif était le premier instrument de mesure en posturologie. Après le dispositif de Vierordt, de nombreuses études se sont suivies dans le but de créer des machines plus performantes pour l'exploration du domaine du contrôle postural [21][27][132][133]. Toutes les machines qui ont été utilisées, y compris celle de Vierordt, délivraient un signal basique bien difficile à exploiter modifié par rapport au phénomène observé [70].

Plus récemment, apparaissaient les plates-formes de force permettant l'enregistrement de la projection au sol du centre de gravité, à partir du centre de pression mesuré. La première plate-forme de forces a été construite en 1952 en France par le professeur Scherrer. La plate-forme de Scherrer a libéré le sujet d'expérience, de toutes ces contraintes permettant d'avoir un enregistrement libre le plus fidèle possible au phénomène observé. L'analyse d'un tel enregistrement par des techniques analogiques a été facilitée plus tard et a été utilisée en

pratique médicale par l'arrivée des micro-ordinateurs à partir des années 1980. Et depuis, la technologie et l'analyse de traitement de signal des enregistrements liés au signal stabilométrique ont évolué avec le temps [128].

Parmi les plateformes les plus connues, il y a le dispositif expérimental proposé par Walsh en 1973 (Figure.13).

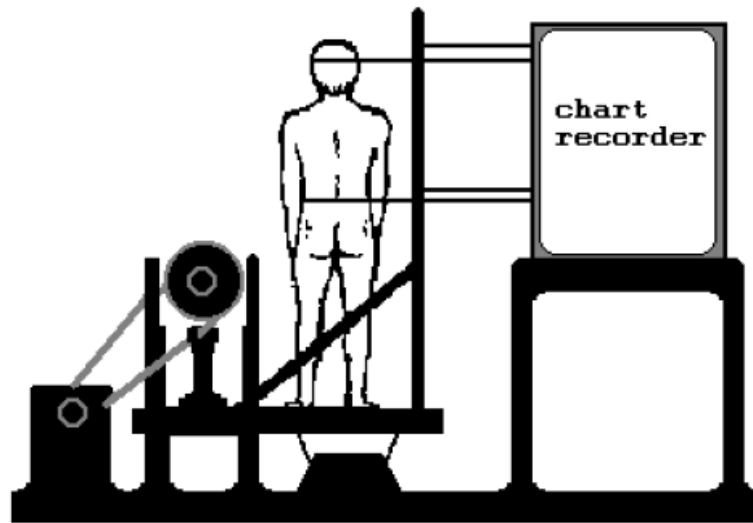


Figure.13 : Dispositif de Walsh.

Ce dispositif est une plate-forme oscillante dont l'axe de rotation était en dessous du plan de sustentation du sujet. Il permet la stimulation du vestibule de façon naturelle en le soumettant à des accélérations linéaires ou angulaires. Ce dispositif a permis de mettre en évidence l'effet stabilisateur des réponses vestibulaires [62].

Plus récemment, est apparu Le Multitest Equilibre qui fut une révolution dans le domaine de l'instrumentation posturale. C'est une plateforme munie de capteurs de pression permettant d'établir les variations du centre de pression (CdP) au cours de différents tests. Il mesure le centre de pression des pieds du patient debout immobile, yeux ouverts, puis yeux fermés, puis yeux ouverts en regardant le déplacement pseudoaléatoire de projection d'images optocinétiques sur le grand espace du mur opposé. Ces trois conditions de tests posturographiques sont répétées sur un plan d'appui instable. La plateforme est reliée à un ordinateur, grâce auquel on peut surveiller graphiquement les variations du plateau (Figure.14). Grâce à ce dispositif, il est possible de distinguer la part de l'entrée proprioceptive, l'entrée visuelle et de l'entrée vestibulaire dans le maintien de l'équilibre [108]



Figure.14: Le dispositif de *multitest* équilibre FRAMIRAL

2. Plate-formes de force

La notion d'équilibre correspond au maintien du corps dans une position de référence caractérisée par l'orientation et la stabilisation. La régulation de cet équilibre se fait à travers l'examen de la trajectoire des centres de pression. Cette technique nécessite l'utilisation des plates-formes de force munies de plusieurs capteurs permettant de mesurer l'évolution au cours du temps de la distribution du poids du corps sur la plate-forme de force (Figure.15). Chaque capteur supportant une partie du poids du corps, mesure donc la force qui lui est appliquée.

Les plateformes de force représentent des outils mesurant les forces de réaction du support de la plateforme qui sont égales et opposées aux forces appliquées par le sujet. Ces forces sont liées à la gravité et aux forces musculaires qui représente la distribution du poids du corps sur la plateforme. Pour simplifier l'étude de cette distribution spatiale et temporelle du poids du corps sur la plate-forme, on définit une grandeur appelée le centre de pression (CdP). Le centre de pression est donc la résultante de toutes les forces agissant sur la surface de contact entre le sol et le pied. En position orthostatique le corps a tendance à réagir par des oscillations permanentes pour mobiliser le CdP qui est quasiment en phase avec le CdM. L'analyse des variations de position du CdP au cours du temps, grâce aux plateformes de forces, permet ainsi de quantifier la performance du contrôle posturale et de la stabilité lors de la position orthostatique [67][128].

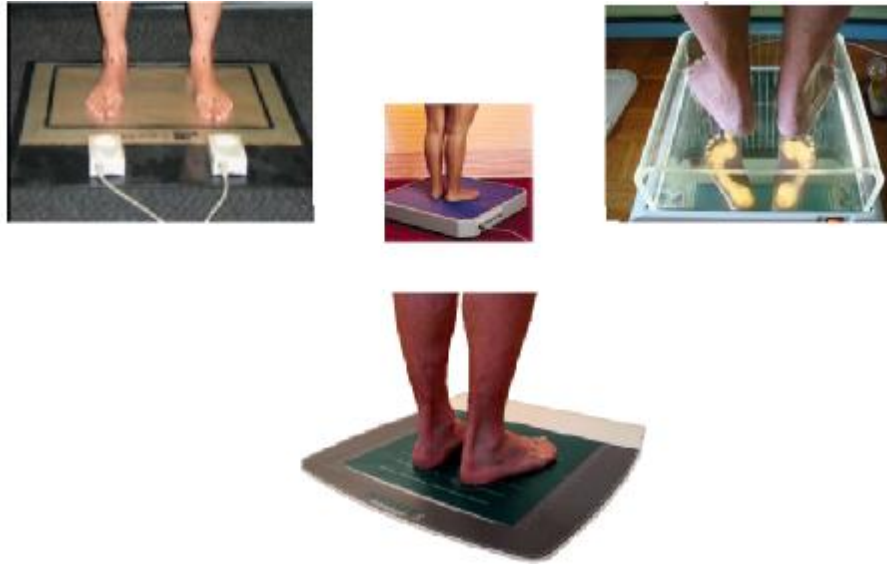


Figure.15: Différents modèles de plateforme de force.

Il existe deux types de plateformes de force à savoir les plateformes statiques et les plateformes dynamiques.

2.1 Plateformes statiques

Les plates-formes de force statiques sont composées d'un plateau rigide de taille variable, au dessous duquel plusieurs transducteurs sont fixés transformant la force appliquée sur ce plateau en un signal électrique (Figure.16). Ce dispositif permet la mesure des forces et moments exercés au niveau de la plate-forme en précisant les coordonnées du centre de pression, et en suivant ses variations dans le temps [128]. L'évolution de la position du centre de pression dans le temps sur la surface de la plateforme reflète le comportement de régulation de l'équilibre et de stabilité de la personne placée sur cette plate-forme. L'étude de l'équilibre statique en position debout les yeux ouverts nécessite la stabilisation du regard sur une cible communément placée à 90 cm, ce qui correspond à la distance de repos oculaire [56]. En posturographie statique, le sujet est placé debout sur la plate-forme et les enregistrements se font dans des situations visuelles et proprioceptives différentes. La comparaison des résultats permet de savoir le degré d'importance des informations visuelles ou proprioceptives pour améliorer ou contrôler son équilibre. Les plateformes statiques sont principalement conçues pour examiner l'influence de diverses entrées sensorielles telles que la vision et la proprioception sur l'aptitude du sujet à maintenir son équilibre [128] [70]. Ils permettent ainsi de quantifier les troubles de l'équilibre, de préciser les stratégies utilisées par le sujet et ainsi d'orienter le diagnostic vers une pathologie d'organe éventuelle (proprioception, vision, vestibule) plus précise.



Figure.16 : Exemple de plateforme statique.

2.2 Plateformes dynamiques

Les plates-formes de force dynamiques mettent le sujet en déséquilibre par mouvement de rotation ou translation et analysent les possibilités du patient à maintenir ou à retrouver son équilibre par la mesure des réactions mécaniques des muscles assurant la correction de l'équilibre et le retour à la position de référence du CdP [56]. Cette analyse est assurée dans une suite de tests variés reproduisant les situations complexes qu'il peut rencontrer dans la vie courante. Ces plateformes sont utilisées pour l'évaluation des réponses motrices en situations instables.

Parmi les dispositifs dynamiques les plus connus est l'Equitest composé d'une plate-forme munie d'un capteur de force et d'un panorama visuel qui englobe le patient sur le devant et sur les côtés à la façon d'une cabine de téléphone. Ce système permet donc d'évaluer l'organisation sensorielle en analysant les possibilités du sujet à maintenir l'équilibre lors de tests générant des situations supprimant ou faussant des afférences sensorielles [149] (Figure.17).

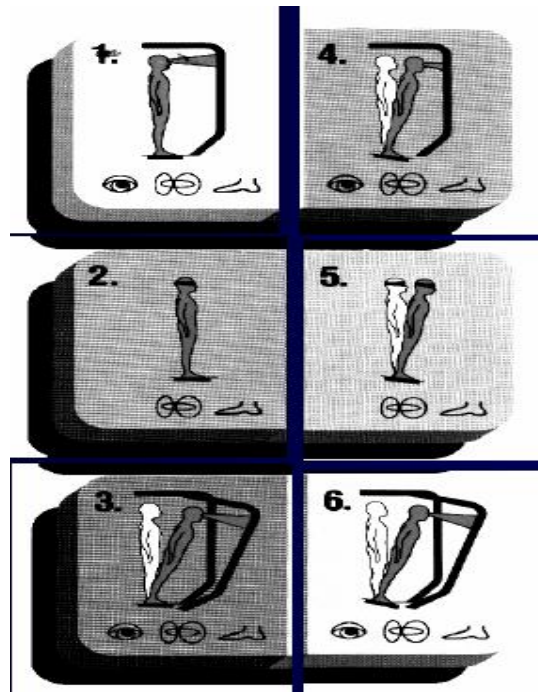


Figure.17 : Les conditions du test d'organisation sensorielle de l'Equitest.

A coté de l'Equitest, un dispositif est aussi très utilisé; c'est la plateforme instable dite de Bessou (Figure.18). Ce dispositif comporte une planche supportée par un segment cylindrique et mini de transcodeurs. Ce dispositif permet d'effectuer des mouvements de roulis ou de tangage selon le placement du sujet avec stimulation des entrées visuelles et d'analyser la capacité du sujet à maintenir l'équilibre [149].



Figure.18 : dispositif de Bessou.

Il existe aussi la plate-forme dynamique asservie expérimentale qui permet d'effectuer des mouvements de translation et de rotation. Pour chaque pied il y'a 4 degrés de liberté pilotés par ordinateur (Figure.19).

Le dispositif permet de recueillir les déplacements des centres de pression relatifs à chaque pied et d'analyser le système postural en réponse impulsionnelle par fonction de transfert [149].

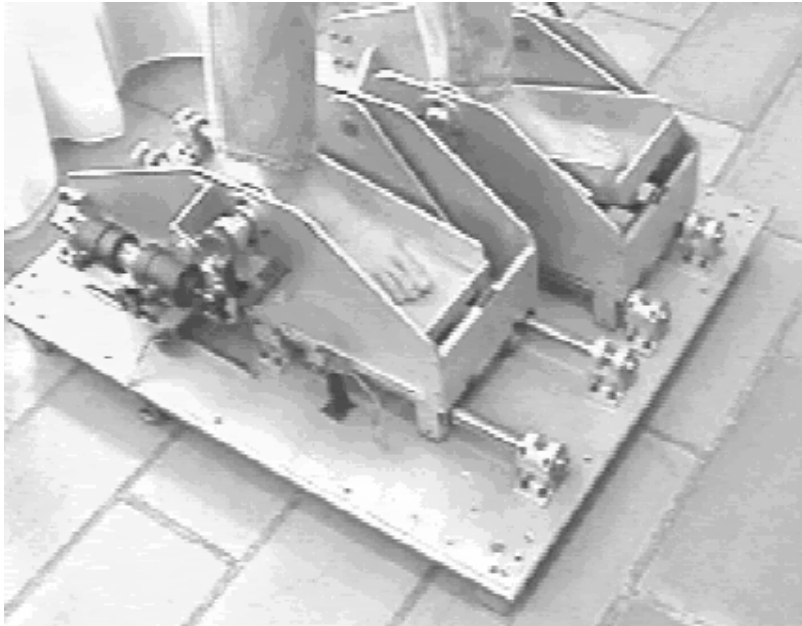


Figure.19 : dispositif de la plate-forme dynamique asservie expérimentale.

3. Les mesures posturologiques

Les plateformes de force sont utilisées pour quantifier et analyser le contrôle postural. Elles procurent une appréciation indirecte des changements de l'oscillation posturale et enregistrent les forces de réaction du corps sur le sol [128]. Elles permettent aussi de suivre le tracé du CdP. L'analyse quantitative de la trajectoire du CdP mesuré par une plateforme de force constitue un outil pour évaluer les troubles de l'équilibre. De cette analyse découle des mesures qualifiant l'équilibre humain. Cet équilibre est soit statique soit dynamique selon la nature de la plateforme utilisée.

3.1 Les mesures de l'équilibre statique

Différentes mesures dérivées du déplacement du CdP utilisées pour quantifier l'équilibre statique sont définies et dont la valeur de chacune de celle-ci est critiquée par [152] :

- Max/Min est le déplacement maximum ou minimum du CdP en fonction de sa moyenne. Une augmentation d'une de ces valeurs suggère une baisse de la capacité à maintenir l'équilibre postural. La faiblesse de ces mesures réside dans le fait que celles-ci utilisent uniquement un point de l'ensemble des points du déplacement du CdP et qu'aucune information n'est fournie sur le reste de la trajectoire.
- La mesure Peak to peak est la différence entre le max et le min. Similairement au max/min, le peak to peak utilise seulement deux valeurs qui devraient ensuite représenter des changements se produisant à l'intérieur d'un tracé complet.

- La mesure Amplitude moyenne représente la valeur moyenne de tous les points trouvés pendant un essai. Une valeur élevée de cette mesure signifie un moins bon équilibre. Pour maximiser l'efficacité de cette mesure, il est faut faire plusieurs essais. Il importe aussi de bien standardiser le positionnement des pieds d'un essai à l'autre pour que le point de départ de l'analyse soit le même et cohérent avec le déplacement du CdP.
- Le tracé total qui est la distance totale parcourue par le CdP. Le tracé est étiré et additionné à la distance entre chaque valeur obtenue. En théorie un tracé long indique une difficulté à maintenir l'équilibre. Cependant, on peut voir de long tracé lors d'une posture stable. Cela signifierait que le CdP doit exécuter de larges déplacements ou plusieurs petits pour conserver la stabilité du corps.
- La vitesse est aussi un paramètre définit représentant le tracé total en fonction du temps. Une vitesse élevée signifie un mauvais équilibre. Cette mesure peut comporter des erreurs si on mesure des gens qui ont des blessures aux articulations, car alors la faible vitesse peut indiquer un manque de mobilité plutôt qu'un équilibre développé.
- La vitesse RMS est la distribution des déplacements du CdP divisée par le temps. Une diminution de cette mesure témoigne d'une augmentation de l'habileté à maintenir l'équilibre. On suggère que cette technique est une mesure fiable pour évaluer l'équilibre.
- L'analyse spectrale du tracé du CdP qui permet de déterminer la contribution des trois différents systèmes sensoriels (visuel, vestibulaire et somesthésique) lors du contrôle de l'équilibre en fonction de différentes tâches.
- L'analyse temps fréquence permettant de détecter le moment où se produisent les adaptations posturales en réponses à une perturbation.

3.2 Les mesures de l'équilibre dynamiques

Les plateformes de force dynamiques permettent d'analyser l'habileté des sujets à maintenir ou à retrouver leur équilibre pour diverses conditions plus ou moins complexes.

Les études [32] [51] évaluent une démarche à l'aide de sept variantes d'une même tâche. La démarche consistait à ce que les sujets font un pas sur une marche de 21 cm puis en redescendent le plus souvent possible pendant un intervalle de dix secondes.

Les variantes étudiées pendant la tâche ont permis de distinguer les sujets atteints de troubles vestibulaires des sujets sains.

L'étude [86] a étudié le contrôle postural dynamique chez des sujets hémiparétiques et chez des sujets sains grâce à un système Equi-test pour évaluer la réponse des sujets suite à des perturbations. L'analyse de ces mesures a permis de conclure que les individus hémiparétiques ont tendance à tomber facilement et que leur risque de tomber du côté parétique est élevé.

Selon l'étude [26], la capacité de passer d'un mouvement à l'autre volontairement dépend de l'intégration multisensorielle de l'information visuelle, vestibulaire et somesthésique. Ce type de mouvement volontaire nécessite le maintien d'un équilibre postural à l'intérieur d'un environnement dynamique et fait intervenir toutes les parties du corps. L'étude des paramètres dynamiques a permis de conclure que les mouvements du haut du corps sont contrôlés grâce

aux informations visuelles et vestibulaires alors que ceux du bas du corps le sont par les informations somesthésiques.

III. Présentation du protocole expérimental

1. Dispositif d'acquisition

Le dispositif utilisé lors de l'acquisition est Spacepad d'*Ascension* qui a été mis en place au sein du laboratoire LISSI [62]. Ce dispositif présentant des performances techniques satisfaisantes pour le besoin de notre étude mais il lui nécessite une mise en œuvre plus longue par rapport à d'autres dispositifs plus chers.

C'est un système de mesure à six degrés de liberté, permettant l'acquisition de la position et de l'orientation du déplacement (les données correspondent à l'altitude, à un déplacement avant-arrière (antéropostérieur) ainsi qu'à un déplacement gauche-droite (médiolatéral)) par l'utilisation d'une antenne émettrice et de capteurs électromagnétiques habituellement situés au niveau de la tête de l'utilisateur, de sa main ou de son corps. Ce dispositif est capable de gérer un à quatre capteurs, par l'intermédiaire d'une à deux antennes. Le dispositif est basé sur la mesure du flux coupé dans un champ magnétique généré par une antenne émettrice constituée de trois boucles émettrices coplanaires. L'antenne émettrice doit être située à proximité de l'utilisateur; la distance séparant l'antenne des récepteurs doit être comprise entre 30 cm et 2m50 pour garantir l'existence d'un signal. Les bobines sont alimentées par des impulsions de courants, générées par la carte électronique de l'antenne. Le capteur qui contient lui aussi trois bobines mesure le flux coupé : donc des signaux sont recueillis par la carte d'acquisition de l'ordinateur. SpacePad est composé aussi d'une carte de type PCI pouvant piloter deux antennes et quatre récepteurs [62].

L'antenne émettrice doit être positionnée de manière à ne pas erronée les informations lors d'un examen postural. De ce fait, l'antenne émettrice est contenue sous un tapis de sol d'épaisseur de moins d'un centimètre évitant toute variation d'amplitude pouvant gêner les patients atteints de trouble d'équilibre lors d'un examen clinique (Figure.20).



Figure.20 : Photographie du tapis contenant l'antenne émettrice.

Le dispositif est lié à une interface d'utilisation sous Matlab (*The Math Works Inc*) permettant le recueil des mesures constituant le vecteur position (x, y, z) correspondant respectivement aux directions (antéropostérieur (AP), médiolatéral (ML), vertical). C'est l'acquisition de la position du centre de gravité en utilisant un seul capteur. Il s'agit du lacet en trois dimensions du déplacement du capteur placé au niveau du centre de masse au dessus de l'antenne (Figure.21). La fréquence d'échantillonnage est de 60 Hz. Etant donné que les plus hautes fréquences d'oscillations en posturométrie étant de l'ordre de 5 Hz, le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon (la fréquence d'échantillonnage d'un signal doit être égale ou supérieure au double de la fréquence maximale contenue dans ce signal, afin de convertir ce signal d'une forme continue à une forme discrète) est amplement respecté.

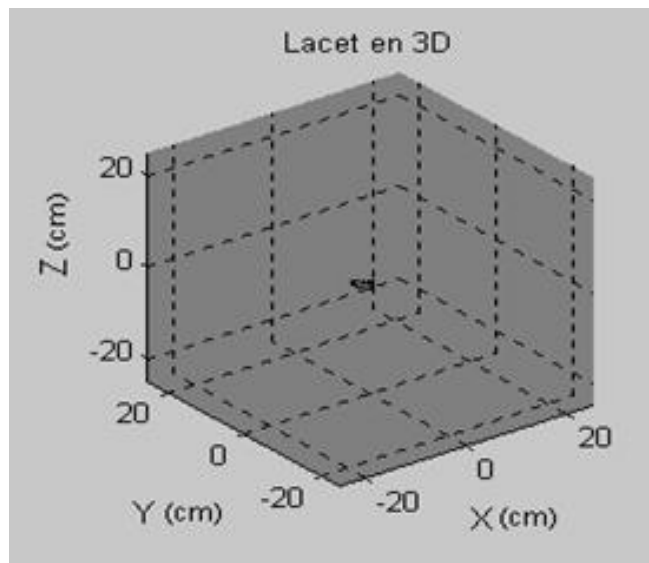


Figure.21 : Fenêtre d'une acquisition à un capteur de la position du centre de Masse.

2. Mesure et correction de la distorsion

Le dispositif utilise des capteurs de position délivrant la position tridimensionnelle et l'orientation de l'objet sur lequel ils sont fixés. La réponse de ces capteurs présente des erreurs faisant en sorte que la position retournée par ces capteurs n'est pas identique à la position de l'objet observé.

Ces erreurs sont dues à la nature de la réponse du capteur qui est la non linéarité ainsi qu'à une distorsion du champ électromagnétique due à l'environnement. Il est alors de délimiter un volume de l'espace dans lequel ces erreurs seront moindres et tolérables. Ces erreurs sont des erreurs systématiques si l'environnement ne change pas. Dans ce cadre il faut alors employer une méthode dans le but de mesurer et de caractériser la distorsion statique des données relatives à la position. Pour ce faire, il s'agit de traiter ces données à partir de positions connues du capteur [156]. Ces positions connues remplissent un volume de l'espace de dimension 30 cm en ce qui concerne l'altitude (axe z) et de dimension 45 cm pour les points inclus dans des plans parallèles à l'antenne (plan (x,y) pour différentes valeurs de z) [63]. La distorsion statique du capteur peut être déterminée en utilisant ces valeurs mesurées. Une fois la distorsion déterminée, la correction de cette distorsion se fait grâce à une méthode de calibration. Les mesures sont effectuées plusieurs fois pour les positions de référence, en plaçant l'antenne dans divers environnements permettant de détecter les effets de la distorsion dans divers environnements électromagnétiques. Etant donné que la mesure de position utilise le champ électromagnétique et que les récepteurs étudiés sont sensibles à la moindre perturbation électromagnétique, les mesures prises sont évidemment distordues et nécessitent une correction. D'autant plus que la salle de mesure contient des écrans à tube cathodique et que ces éléments sont des perturbateurs du champ relevé par les capteurs [59].

2.1 Calibration

Le dispositif repose sur la mesure du flux coupé dans un champ magnétique présenté comme un volume (capture de position en 3D). La distorsion de ce champ par les perturbateurs environnant, nécessite donc une calibration du champ. Cette calibration repose sur le recueil instantané de plusieurs points du volume afin de le modéliser, puis de le corriger pour pouvoir enfin faire les acquisitions. La calibration consiste donc à mesurer la position donnée par le système pour un certain nombre de points dont les positions réelles sont connues (dits points de calibration) à l'aide d'une potence de calibration permettant de fixer le capteur à différentes hauteurs [62].

Les points de calibration sont choisis, en nombre limité, de manière à former un maillage uniforme du volume de mesures. Pour cela, nous avons choisi de découper ce volume (X, Y, Z) en 5 tranches (ou plans (x, y)) réparties tous les 30 cm d'une hauteur de 0,7 m à 1,90 m. Ces altitudes sont repérables sur la potence de calibration (Figure.22).

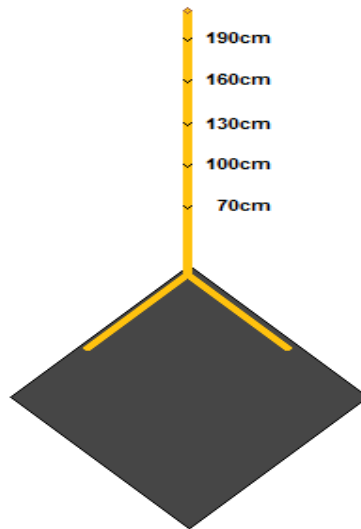


Figure.22 : Les 5 altitudes des plans de calibration sur la potence.

Pour chaque plan (x, y) un ensemble de 9 points est défini sur un quadrillage de 45 cm de coté. Le tapis comporte ces positions numérotées de 0 à 8, disposées en spirale (voir Figure.23).

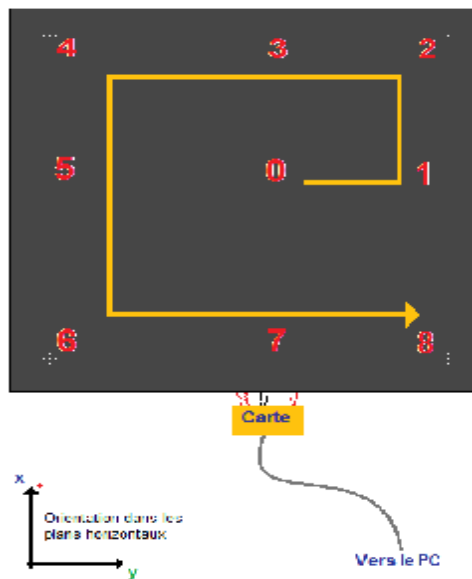


Figure.23 : Schéma du tapis avec les 9 positions et l'emplacement de la carte.

La représentation de la distorsion est réalisée en mesurant en chacun des 45 points du maillage 3D, la position estimée par le système et en reconstruisant graphiquement ce maillage à l'aide des estimations. Il faut que les conditions environnementales lors de la calibration soient les mêmes que lors de l'acquisition (si les écrans cathodiques des ordinateurs dans la salle d'acquisition sont allumés lors de la calibration, ils doivent être aussi allumés lors des acquisitions). La Figure.24 donne une représentation plane de la distorsion obtenue par plan.

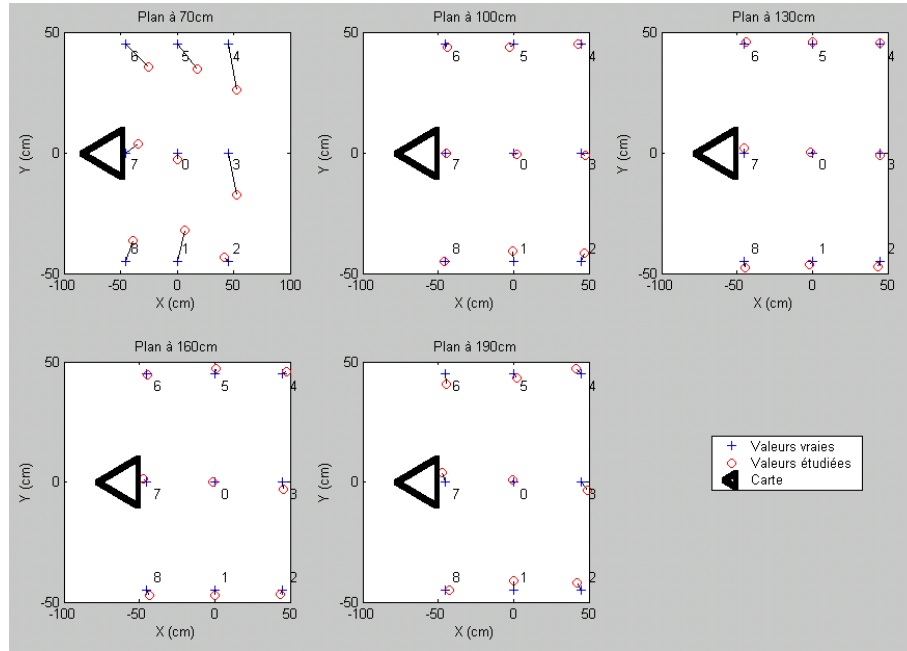


Figure.24 : Visualisation de la déviation des points estimés par rapport aux valeurs réelles par plan.

2.2 Correction

Suite à la calibration, la correction permet de déterminer la position corrigée pour tout point de l'espace de mesure relevé par le capteur [62]. Ceci est réalisé par obtention de la plus exacte possible estimation visant à corriger la distorsion pour tous les points de l'espace issus de la calibration. [63] a proposé une méthode gardant une bonne précision sur les mesures corrigées et ne faisant intervenir aucun calcul d'interpolation pour compenser la distorsion pour réduire la complexité de calcul. Le but de cette méthode est d'avoir un champ magnétique le plus proche possible du champ magnétique idéal (En pratique, on parle de « boîte à chaussures ») (Figure. 25).

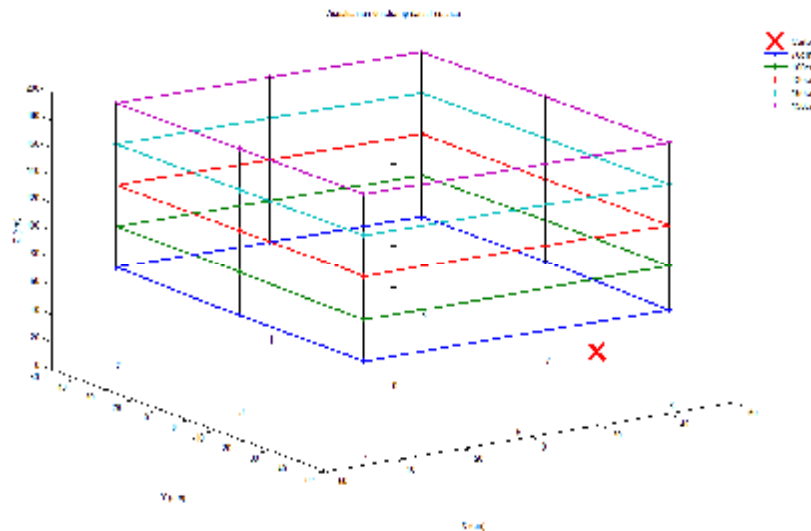


Figure.25 : Visualisation dans l'espace du Champ idéal.

Les figures 26 et 27 illustrent respectivement la visualisation en 3D du champ magnétique calibré et du champ après correction.

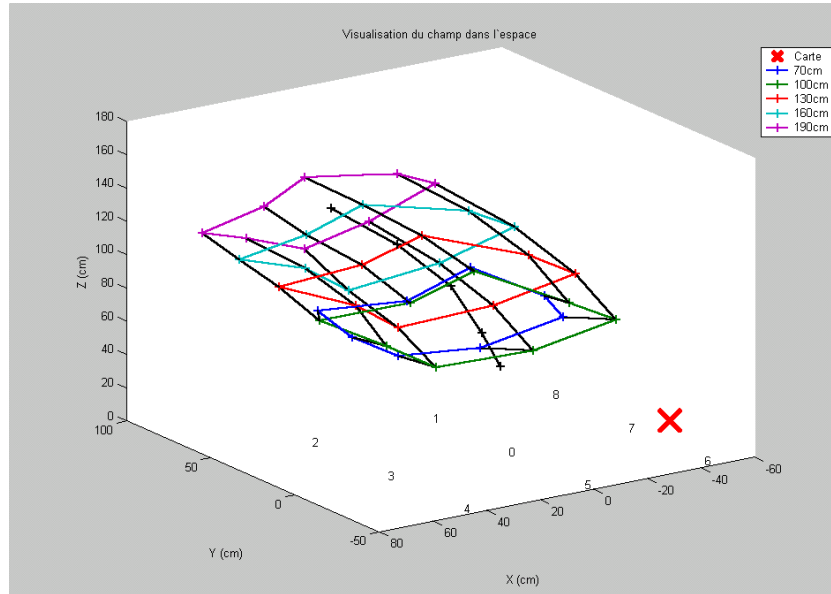


Figure.26 : Visualisation dans l'espace du Champ calibré.

Dans la figure.26, la déviation du champ qui est déformé par la nature de l'environnement dans la salle d'acquisition (les écrans cathodiques actifs d'ordinateur, les objets métalliques..) est facilement observable.

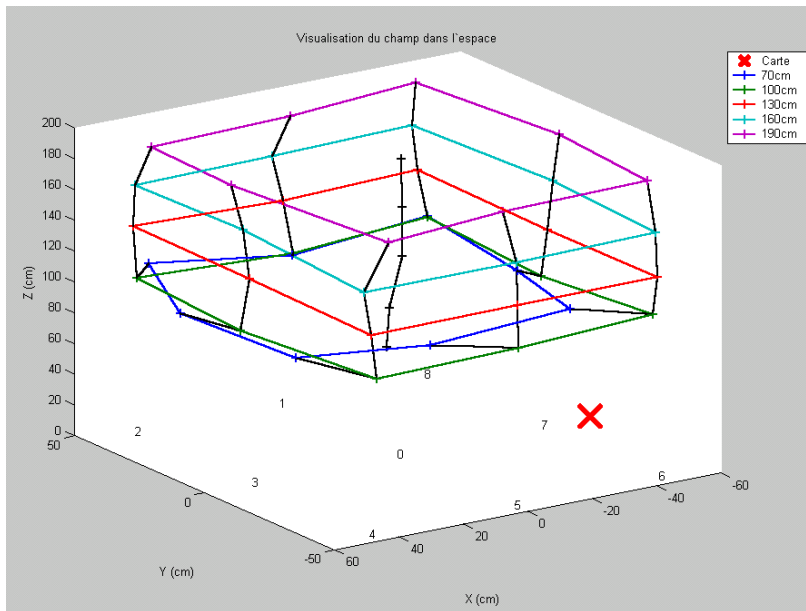


Figure.27 : Visualisation dans l'espace du Champ après correction.

Le champ est redressé et redimensionné par la correction. Il est observable toutefois que le plan 1 (70cm) n'est pas fiable (Figure.27). Dans notre application d'acquisition, cela ne pose aucun problème puisque le centre de gravité d'un adulte se trouve à au moins 1m de haut. Le plan 1 n'est alors pas considéré pour le calcul de l'erreur.

3. Protocole expérimental

A ce stade, il est donc possible de réaliser des acquisitions de trajectoire avec une erreur connue. Le but des essais est d'étudier l'équilibre en posture orthostatique.

3.1 Sujets

La base de données contient des enregistrements de 25 sujets sains. Toutes les personnes ont participé volontairement à l'étude expérimentale. Les sujets sont des membres du LISSI de l'Université de Paris EST. Chaque sujet a été informé du but de l'expérimentation. Le protocole a été divisé en deux parties. Dans la première, des informations sur les sujets ont été recueillies tel que l'âge, le genre, la taille, le poids, la présence d'éventuelles maladies posturologiques. Dans la seconde, les sujets sains et ne présentant pas de pathologies affectant l'équilibre postural ont effectué une série d'enregistrements stabilométriques. Les caractéristiques de la population étudiée sont ci-dessous.

Tableau.1: Caractéristiques de la population étudiée.

age (ans)	genre (F/M)	poids (kg)	taille (cm)
30,5± 11,5	8 F et 17 M	78,5 ± 26,5	176 ± 16

Dans le but d'étudier les effets des différents facteurs physiologiques sur le contrôle postural; les sujets sont divisés en sous groupes.

• Selon l'âge, les sujets sont divisés en:

- groupe des jeunes (12 sujets dont l'âge varie entre 19 et 24 ans)
- groupe des adultes (13 sujets dont l'âge varie entre 27 et 42 ans)

• Selon le genre, les sujets sont divisés en:

- Groupe féminin (8 sujets dont l'âge varie entre 19 et 30 ans)
- Groupe masculin (17 sujets dont l'âge varie entre 20 et 42 ans)

• Selon le poids, les sujets sont divisés en:

- Groupe Gros (13 sujets dont l'âge varie entre 72 et 105 kg)
- Groupe maigres (12 sujets dont l'âge varie entre 52 et 66 kg)

• Selon la taille, les sujets sont divisés en:

- Groupe grands (14 sujets dont l'âge varie entre 174 et 192 cm)
- Groupe petits (11 sujets dont l'âge varie entre 160 et 172cm)

3.2 Enregistrements stabilométriques

Il était demandé à chaque sujet de rester debout en chaussettes sur la plateforme pendant 30 s, le plus immobile possible, les bras le long du corps, la tête gardée droite ayant un capteur fixé par une ceinture au niveau du centre de masse, avec une cible visuelle fixe (un point rouge sur un mur blanc) situé à 2 mètres du centre de la plate-forme, dans une pièce où l'éclairage est

normal avec un environnement sonore très faible (pour ne pas tenir compte de l'effet de l'entrée vestibulaire sur l'équilibre postural) (Figure.28).

Tous les sujets ont fait l'objet de minimum 10 lots d'essai. Chaque lot contient 4 enregistrements avec un temps de repos entre deux enregistrements d'environ 5 minutes.

Pour chaque lot, les quatre enregistrements correspondent à 4 conditions expérimentales différentes :

Condition 1 : Pieds Écartés – Yeux Fermés (PE-YF).

Condition 2 : Pieds Écartés – Yeux Ouverts (PE-YO).

Condition 3 : Pieds Serrés – Yeux Fermés (PS-YF).

Condition 4 : Pieds Serrés – Yeux Ouverts (PS-YO).

Une fois sur la plate-forme, le sujet a pour consigne de rester le plus immobile possible tout en regardant le point rouge et en étant relaxé. Lorsque le sujet signale qu'il est prêt, l'opérateur demande immédiatement au sujet de monter sur la plateforme et au même instant lance l'acquisition pour 30s.

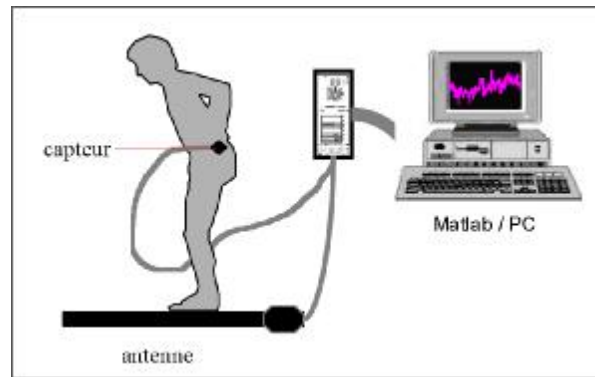


Figure. 28: Protocole expérimental lors d'une acquisition [61].

3.3 Traitement des enregistrements

Tous les enregistrements effectués sont échantillonnés à 60 Hz, ils sont ensuite prétraités par un filtrage à déphasage nul. Pour pallier les problèmes liés à la transition de coupure franche des filtres idéaux, il est préférable d'utiliser un filtre à atténuation progressive. L'un d'entre eux est le filtre passe bas de Butterworth dont la fonction de transfert est définie de la façon suivante :

$$|H(f)|^2 = \frac{1}{1 + (\frac{f}{f_c})^{2n}} \quad (1)$$

Dans cette étude, les enregistrements présentés sont filtrés par un filtre de Butterworth d'ordre $n = 4$ et de fréquence de coupure $f_c = 5\text{Hz}$.

L'enregistrement d'un signal stabilométrique permet de distinguer parmi les trois dimensions de l'espace (X, Y et Z), les signaux liés aux mouvements médio-latéraux notés ML, des signaux relatifs aux balancements antéro-postérieurs notés AP. En ce qui concerne la hauteur (Z), nous considérons notre étude dans un plan horizontal (Z constant correspond à la hauteur du centre de gravité du sujet au niveau duquel le capteur est placé). Ainsi, pour chaque enregistrement, nous n'analysons que les signaux AP et ML.

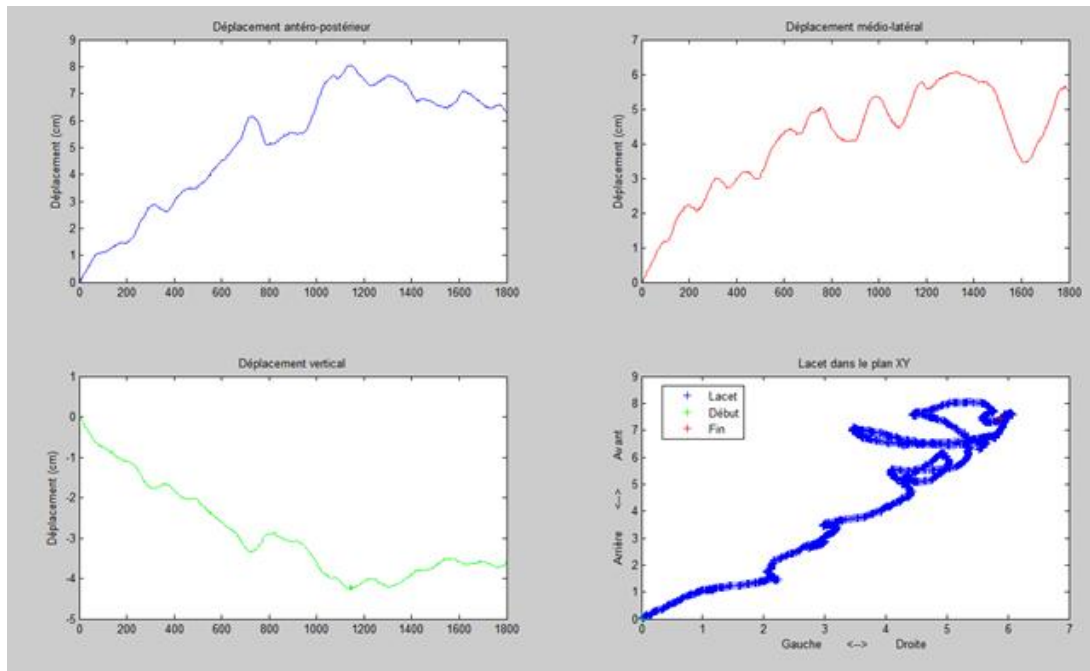


Figure .29: Visualisation d'un enregistrement sur les différentes directions.

La figure.29 présente le lacet dans le plan XY d'un enregistrement (en bas à droite) ainsi que les déplacements médio-latéral, antéro-postérieur et vertical relatif à cet enregistrement. En posturologie, le lacet dans le plan XY est connu sous le nom de statokinésigramme.

A partir du statokinésigramme, sont extraits les signaux liés aux mouvements médio-latéraux notés ML et signaux relatifs aux balancements antéro postérieurs notés AP (figure.30).

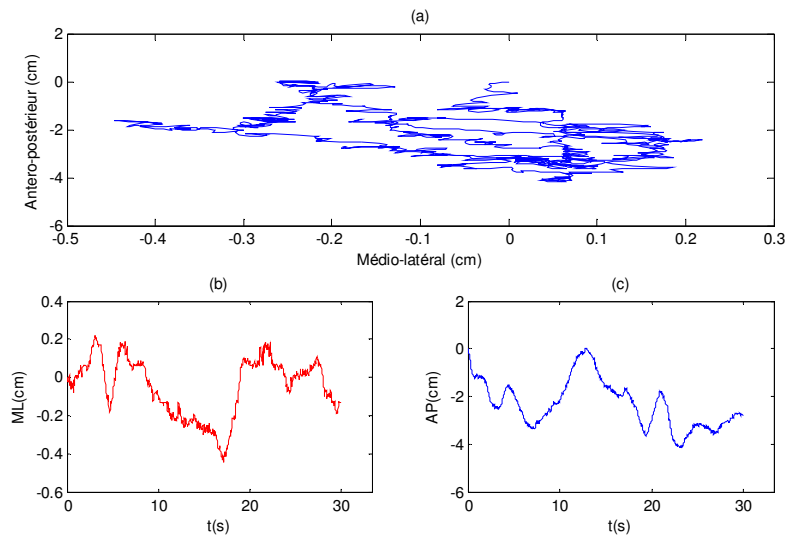


Figure.30: Déplacement du CdP dans (a) le plan horizontal (b) la direction medio-latérale (ML) et (c) la direction Antéro-postérieur (AP).

Ces signaux sont les stabilogrammes et ce sont ces signaux qui vont être utilisés par la suite pour les différentes analyses.

Conclusion

La position debout est la position fondamentale de l'Homme et le maintien de son équilibre est un mouvement volontaire et une tâche habituelle de la vie quotidienne. Cependant ce contrôle d'équilibre est un processus complexe qui nécessite l'interaction entre divers mécanismes. La recherche dans le domaine du contrôle postural et de l'équilibre s'est particulièrement développée au cours des dernières décennies et permet de mieux caractériser ce processus. Ceci grâce à l'évolution des dispositifs qui permettent de quantifier et qualifier l'équilibre humain.

Dans ce chapitre nous avons présenté, dans un premier temps, les systèmes interagissant et intervenant dans le processus de contrôle postural, les caractéristiques de ce processus et les entrées pouvant influencer son fonctionnement. Dans un deuxième temps, nous avons exposé l'évolution au fil du temps de différents instruments de mesure et dispositifs permettant d'analyser le contrôle postural. Enfin, dans la troisième partie de ce chapitre, nous avons mis en évidence le dispositif expérimental utilisé pour le recueil des signaux posturaux à partir d'une plate-forme basé sur la mesure d'un champ magnétique. Nous avons aussi décrit les étapes de manipulation permettant la minimisation de l'erreur de mesure due à la distorsion au niveau des mesures brutes recueilli directement du dispositif. Dans cette troisième partie, nous avons aussi exposé la base de données réalisée au cours de ce travail qui est composée de signaux stabilométriques (antéro-postérieurs et médio- latéraux) extraits à partir des mesures corrigées relatives à des volontaires sains.

Dans le chapitre suivant à partir de tous les signaux recueillis et formant la base de données nous allons extraire des paramètres (temporels, fréquentiels et stochastiques) dans le but de qualifier le contrôle postural.

Chapitre 2 :

Etude Stabilométrique Classique

Introduction

La stabilométrie permet de calculer les coordonnées du centre de pression (CdP) et/ou du centre de masse (CdM) du corps à la surface d'une plate-forme de forces sur laquelle le sujet se tient en position orthostatique. Dans l'objectif de mieux caractériser le comportement postural, une multitude de méthodes d'analyse ont été appliquées à l'analyse de la station debout. Ces différentes méthodes se basent sur des outils mathématiques distincts et permettent une compréhension spécifique du signal.

Ces méthodes d'analyse sont classées en trois catégories [31]. La première regroupe les paramètres prenant en compte les caractéristiques spatiales et temporelles. Ils permettent d'estimer la qualité de l'équilibre orthostatique ainsi que la quantité d'énergie nécessaire à son maintien. La deuxième catégorie regroupe les paramètres de type fréquentiel consistant à caractériser les spectres de fréquence sur des bandes de fréquence particulières. La troisième représente les paramètres de type stochastique renseignant sur les mécanismes sous-jacents au contrôle de la posture et investis dans la régulation de la station debout [32]. Ces deux dernières catégories permettent d'apprécier l'aspect dynamique du contrôle de la posture orthostatique. Dans ce chapitre et dans l'objectif de mieux caractériser le comportement postural, les méthodes d'analyse ci-dessus citées à savoir l'analyse spatio-temporelles, l'analyse spectrale et l'analyse stochastique ont été appliquées à l'étude de la station orthostatique.

I. Méthodes d'analyse classiques

1. Analyse spatio-temporelle

Cette analyse spatio-temporelle permet de renseigner sur la qualité de l'équilibre orthostatique. Elle sert dans le domaine thérapeutique comme informateur sur le contrôle posturale d'un sujet quelconque donnant une représentation générale de la performance du maintien de l'équilibre exécuté durant un laps de temps bien déterminé (30 s dans notre étude).

Dans ce cas d'analyse, le signal étudié est la représentation temporelle de la trajectoire du CdM pour la station debout sur la plateforme statique.

A partir de cette représentation temporelle, il est possible d'obtenir une multitude de paramètres temporelles spatiaux qui sont simples d'utilisation et facilement lisibles mais la critique majeure pouvant être faite sur ces paramètres porte sur la sensibilité de certains aux conditions expérimentales et notamment à la durée du temps d'acquisition [71].

Etant donnée la multitude de paramètres utilisables pour la description du comportement postural, les paramètres de cette étude ont été choisis en fonction de leur lisibilité et de leur aptitude à répondre aux objectifs attendus de cette analyse temporelle qui sont:

- 1) La caractérisation du comportement postural à travers l'étude de l'orientation du déplacement du CdM au cours de la station debout.
- 2) L'analyse de la stabilité posturale et du maintien d'équilibre au cours de la position orthostatique.

1.1 La position moyenne du CdM

La position moyenne du centre de masse est la moyenne de l'ensemble des positions successives du centre de masse. Elle est calculée pour les déplacements médio-latéral (M_{ML}) et antéro-postérieur (M_{AP}). Ces mesures sont exprimées en cm et calculés par:

$$M_{AP} = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{n=1}^N CoM_{AP}(n) \quad (3)$$

$$M_{ML} = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{n=1}^N CoM_{ML}(n) \quad (4)$$

Où CoM et la position du centre de masse suivant la direction AP ou la direction ML.

Ces paramètres permettent d'étudier la symétrie du tonus postural et l'effet de différents facteurs sur le déplacement du centre de masse. Des valeurs élevées de ces mesures signifient un moins bon équilibre. Ils permettent aussi de mettre en évidence l'effet de la notion de pied d'appui [68] et de latéralité manuelle [98][142] sur le comportement postural.

La position moyenne du centre de masse est généralement accompagnée par l'écart-type afin de donner une idée sur la dispersion autour de la moyenne.

1.2 La vitesse moyenne du CdM

Les longueurs des déplacements du centre de masse suivant les deux axes(AP) et (ML) respectivement (L_{AP} et L_{ML} en cm) permettent de donner une estimation de l'énergie dépensée pour la régulation de la posture orthostatique.

$$L_{AP} = \sum_{n=1}^{N-1} |CoM_{AP}(n+1) - CoM_{AP}(n)| \quad (5)$$

$$L_{ML} = \sum_{n=1}^{N-1} |CoM_{ML}(n+1) - CoM_{ML}(n)| \quad (6)$$

Par extension de la définition des longueurs, Les vitesses moyennes du centre de masse (MV en cm/s) suivant les deux axes(AP) et (ML) sont définies. Elles représentent le tracé total en fonction du temps. Une vitesse élevée signifie un mauvais équilibre. La vitesse renseigne aussi sur la consommation d'énergie par unité de temps.

$$MV_{AP} = \frac{L_{AP}}{T} \quad (7)$$

$$MV_{ML} = \frac{L_{ML}}{T} \quad (8)$$

1.3 La valeur quadratique moyenne (RMS)

Les paramètres relatifs à RMS (root mean square) sont les moyennes quadratiques des amplitudes de déplacement du CdM (exprimé en cm) suivant les deux axes (AP) et (ML). Une diminution de ces mesures témoigne d'une augmentation de l'habileté à maintenir l'équilibre.

$$RMS_{AP} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (CoM_{AP}(n))^2}{N}} \quad (9)$$

$$RMS_{ML} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (CoM_{ML}(n))^2}{N}} \quad (10)$$

1.4 L'écart maximal

L'écart maximal ((exprimé en cm) est la différence entre la position maximale du CdM et la valeur minimale et est défini suivant les deux axes(AP) et (ML).

$$R_{AP} = \max (CoM_{AP}) - \min(CoM_{AP}) \quad (11)$$

$$R_{ML} = \max (CoM_{ML}) - \min(CoM_{ML}) \quad (12)$$

Une augmentation d'une de ces valeurs suggère une baisse de la capacité à maintenir l'équilibre postural.

1.5 Surface de l'ellipse de confiance (CEA)

C'est la surface de l'ellipse regroupant 95% du statokinésigramme (exprimée en cm²) (Figure. 31).

$$CEA = 6\pi \sqrt{\left(\frac{\sum_{n=1}^N (CoM_{AP}(n))^2 \cdot \sum_{n=1}^N (CoM_{ML}(n))^2}{N^2} \right) - \left(\frac{\sum_{n=1}^N CoM_{AP} \cdot CoM_{ML}}{N} \right)^2} \quad (13)$$

Ce descripteur met en évidence la stabilité du sujet [62]. Une augmentation montre une difficulté à maintenir l'équilibre.

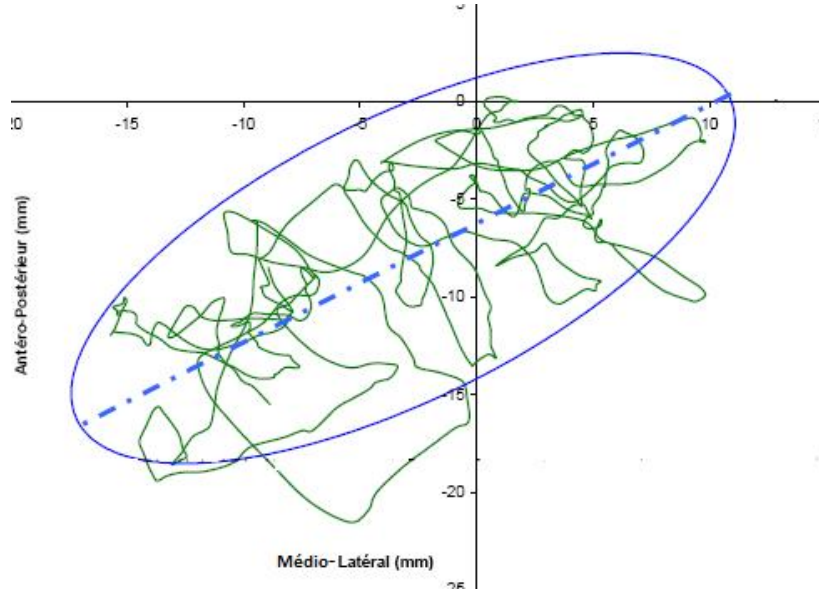


Figure.31 : Illustration de l'ellipse de confiance l'ellipse regroupant 95% du statokinésigramme.

1.6 Le Quotient de Romberg

Ce descripteur est le quotient entre la valeur de CEA pour les yeux fermés (CEA_{YF}) et CEA pour les yeux ouverts (CEA_{YO}).

$$QR = \frac{CEA_{YF}}{CEA_{YO}} \quad (14)$$

Il permet de mettre en évidence le rôle de la vision dans le contrôle postural. Une valeur élevée de ce paramètre implique une forte compensation de l'entrée visuelle dans le processus du maintien de l'équilibre.

Ce quotient peut être obtenu en utilisant d'autres paramètres à citer la vitesse moyenne et l'écart-type par rapport à la position moyenne [62].

2. Analyse spectrale

L'analyse spectrale constitue une méthode essentielle du traitement du signal permettant d'améliorer la connaissance d'un signal en s'intéressant au domaine fréquentiel autrement dit à son spectre. Le spectre d'un signal est donc la représentation en fonction de la fréquence des amplitudes des différentes composantes présentes dans le signal. Le spectre de fréquence $F(f)$ est obtenu en appliquant la transformation mathématique de Fourier TF à un signal fonction du temps $x(t)$.

Etant donné que la plupart des signaux étant issus de processus aléatoires, l'analyse spectrale s'appuie fréquemment sur le domaine des probabilités et des statistiques. De ce fait, l'analyse spectrale a connu d'importantes avancées, avec l'introduction de nombreuses méthodes d'estimation du spectre ou de la densité spectrale de puissance qui représente la répartition de la puissance du signal sur l'axe des fréquences.

Il existe deux grandes approches pour l'estimation spectrale. La première contient des méthodes paramétriques qui utilisent un modèle pour le processus notamment la modélisation autorégressive (AR), à moyenne mobile (MA), et la modélisation hybride autorégressive à moyenne mobile (ARMA) [13]. La seconde classe contient des méthodes non-paramétriques qui sont basées sur le périodogramme. Dans cette classe, il existe plusieurs méthodes d'estimation du spectre d'un signal plus ou moins sensible au bruit (périodogramme, périodogramme modifié, périodogramme moyenné). Une des meilleures est l'analyse par l'estimateur de Welch [129][186].

L'analyse spectrale du stabilogramme consiste à caractériser les spectres de fréquence sur des bandes de fréquence particulières et à décrire les caractéristiques fréquentielles de la trajectoire du CdM/CdP. Elle prend en compte et améliore la connaissance de l'aspect fréquentiel du signal stabilométrique au moyen de paramètres (puissance de la densité spectrale, fréquence centroïdale, fréquence médiane...).

Cette analyse permet de rendre compte des caractéristiques dynamiques des trajectoires donc de quantifier l'aspect dynamique du contrôle de la posture orthostatique. Dans le cadre de l'analyse spectrale, certains auteurs se sont intéressés à décrire spécifiquement les différents pics de fréquence caractéristiques d'un spectre [22][142].

Les paramètres liés à l'analyse spectrale permettent de déterminer la contribution de différents systèmes sensoriels lors du contrôle de l'équilibre. Ils permettent de mettre en évidence l'aspect dynamique du contrôle de la posture orthostatique. Ils sont sensibles à l'amplitude de la bande de fréquence de calcul. Dans la mesure où si les paramètres sont calculés sur une bande de fréquence similaire, les données issues de différentes études peuvent être plus facilement comparées.

2.1 Fréquence moyenne ou centroidale

Ce paramètre permet d'étudier la distribution fréquentielle des amplitudes et par suite le temps nécessaire au mouvement analysé pour revenir dans une position identique.

Il se calcule pour la direction AP ainsi que ML de la manière suivante :

$$FM_{AP} = \frac{MV_{AP}}{4 \cdot \sqrt{2 \cdot M_{AP}}} \quad (15)$$

$$FM_{ML} = \frac{MV_{ML}}{4 \cdot \sqrt{2 \cdot M_{ML}}} \quad (16)$$

2.2 Puissance moyenne de la densité spectrale

La densité spectrale de puissance dans cette étude est estimée par la méthode spectrale non-paramétrique qui est basé sur le périodogramme : c'est l'estimateur de Welch.

2.2.1 Principe du périodogramme

Soit $x(t)$ un enregistrement temporel d'un signal. En considérant le cas numérique, où l'observation du signal $x(t)$ se résume à N valeurs échantillonnées à la période T_e , la densité spectrale de puissance peut être déterminée par l'estimateur suivant :

$$P_{Per}(f) = \left(\frac{1}{NT_e} \right) \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_e) e^{-j2\pi nT_e f} \right|^2 \quad (17)$$

Cet estimateur de la densité spectrale de puissance du signal $x(nT_e)$ est appelé périodogramme. La figure.32 illustre le périodogramme d'un signal stabilométrique appartenant à un sujet sain de 32 ans à la situation PE_YF à la direction AP.

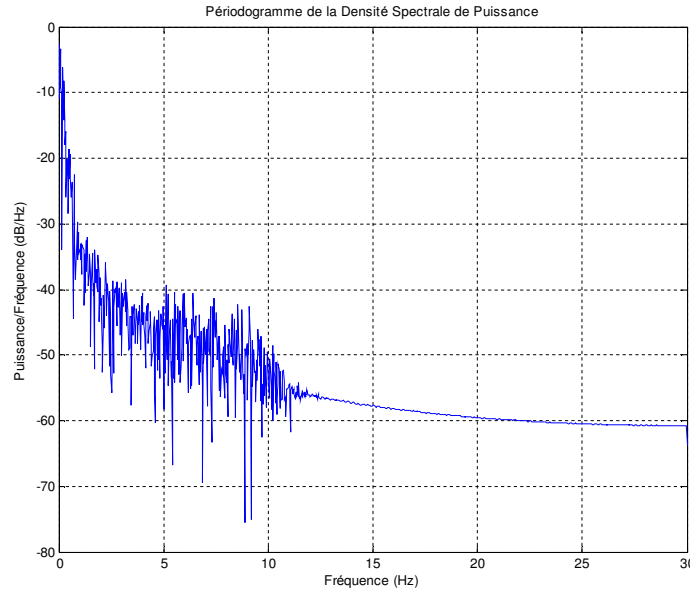


Figure.32 : Illustration du périodogramme d'un stabilogramme.

2.2.2 Principe de l'estimateur de Welch.

Cette méthode consiste à estimer la Densité Spectrale de Puissance par moyennage de L périodogrammes partiels. Chaque périodogramme partiel est propre à un segment de largeur K du processus $x(nT_e)$ associé à une fenêtre de pondération $\omega(t)$.

La densité spectrale de puissance par estimation de Welch $P_{Welch}(f)$ est obtenue par :

$$P_{Welch}(f) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^{L-1} P_l(f) \quad (18)$$

avec

$$P_l(f) = \left(\frac{1}{K} \left| \sum_{n=0}^{K-1} x(n + lK) e^{-j2\pi n f} \right|^2 \right) \quad (19)$$

où $P_l(f)$ est le périodogramme de chaque segment.

La figure.33 illustre la densité spectrale de puissance par estimateur de Welch d'un signal stabilométrique appartenant à un sujet sain de 32 ans à la situation PE_YF à la direction AP.

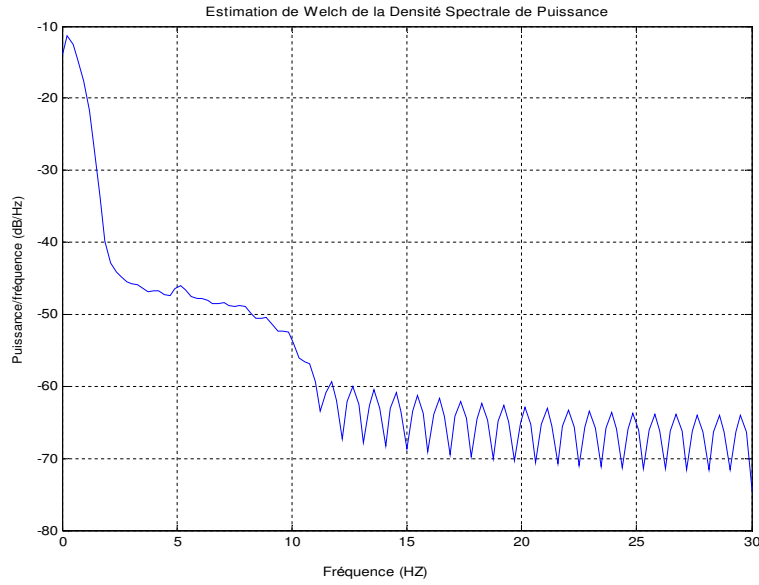


Figure.33 : Illustration de la densité spectrale de puissance par estimateur de Welch d'un stabilogramme.

Cette méthode permet d'améliorer la qualité de l'estimation de la densité spectrale de puissance en agissant sur le type et la taille de la fenêtre de pondération [13].

2.2.3 Calcul du paramètre Puissance moyenne.

Ce paramètre calcule la moyenne de la puissance dans une bande de fréquence donnée en utilisant une approximation rectangulaire de l'intégrale de la densité spectrale de puissance du signal.

2.3 Pente du spectre de puissance

L'étude du spectre de Welch dans le plan log-log montre une régression linéaire de pente négative (figure.34). Cette pente est un paramètre utilisé pour caractériser la distribution de l'énergie du spectre [132].

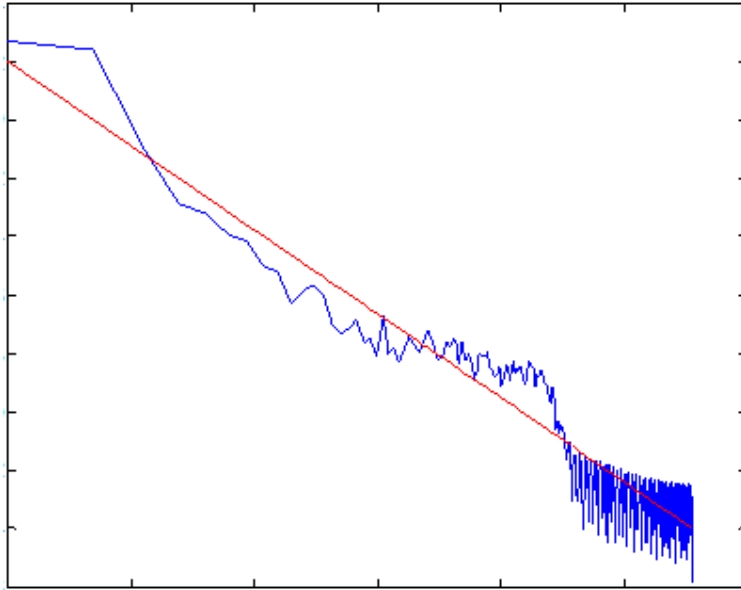


Figure.34 : analyse spectrale et régression linéaire.

3. Analyse stochastique

Cette analyse a été adaptée à l'étude des signaux posturaux par [32] afin de mieux comprendre les processus de régulation de la posture orthostatique. Elle permet de rendre compte du degré de contrôle investi dans une trajectoire et de renseigner sur la nature du processus investi à partir de la description du lien pouvant exister entre les différents points d'une trajectoire.

Cette méthode regroupe les paramètres de type stochastique qui font référence à la modélisation de la trajectoire du centre de masse par des processus stochastiques comme les mouvements browniens fractionnaires (mbf).

Les paramètres initialement proposés par [32], et repris par d'autres [33][34][35][165][168][169] s'appuient sur le fait que les déplacements du CdP sont modélisés comme des mouvements Brownien fractionnaires [120].

Les mbf sont caractérisés par la loi d'échelle des accroissements en fonction de l'intervalle de temps qui sont représentées par la courbe de diffusion du stabilogramme (distance quadratique moyenne parcourue par le centre de pression en fonction de l'intervalle de temps). A partir de cette courbe, Collins et De Luca ont mis en évidence deux phénomènes :

- un à court terme pour les petits intervalles de temps (une seconde) : les accroissements du CdM sont positivement corrélés c'est-à-dire que le CdM a tendance à conserver le sens de sa trajectoire. Ce phénomène correspond à un contrôle de la posture en « boucle ouverte » (mode de contrôle de la posture pré-programmé)
- un à long terme pour les grands intervalles du temps : les accroissements du CdM sont négativement corrélés c'est-à-dire le CdM a tendance à changer le sens de sa trajectoire. Ce phénomène correspond au contrôle de la posture en « boucle fermée » (mode de contrôle résultant de retour afférant).

L'étude [165] a associé le processus de courte durée à un mode exploratoire (persistance) et le processus de longue durée à un mode de régulation (anti-persistance).

Ces paramètres sont des paramètres structuraux renseignant sur les processus de contrôle. Collins et De Luca considèrent le déplacement du centre de pression comme étant une réalisation particulière d'un processus stochastique. Ils ont défini deux régions sur la courbe de diffusion et ainsi ils ont calculé un certain nombre de paramètres. Les plus utilisés sont: le coefficient de Hurst pour les deux régimes (boucle ouverte et boucle fermée) [32][61][31] et les coordonnées du point de critique [32][204].

3.1 Coefficients de Hurst

Le paramètre H permet de mesurer les effets de persistance dans une série. H est appelé le coefficient de Hurst. Ce paramètre permet de quantifier la corrélation entre les incréments et est défini dans l'équation :

$$\langle \Delta x^2 \rangle \approx \Delta t^{2H} \quad (21)$$

Où $\langle \Delta x^2 \rangle$ est le déplacement quadratique moyen entre toutes les paires de points d'une série temporelle séparées par Δt [120].

Le coefficient de Hurst H, déduit de cette équation relatif à un fbm, est compris entre 0 et 1. Lorsque H = 0,5 il n'y a aucune dépendance entre les différentes valeurs de la série. Le mbf est donc une généralisation du mb (mouvement brownien) obtenu pour cette valeur de H. Quand H croît de 0,5 à 1 la persistance augmente, des corrélations apparaissent, concrètement des cycles non périodiques sont de plus en plus présents. Pour des valeurs de H proches de 1, le système est sous l'influence de la perturbation, c'est-à-dire qu'une fois déplacé de sa position d'équilibre, il continue à s'en éloigner. C'est un phénomène de persistance. Le système dynamique ayant généré ce mouvement est un système en boucle ouverte (SBO pour H>0,5). Le coefficient de Hurst correspondant ce système est appelé par la suite H1 (ou dans certaines études H_S). Pour une valeur de H comprise entre 0 et 0,5, plus H est proche de 0 plus la contre réaction du système tend à le ramener vers sa position d'équilibre. C'est un phénomène d'anti-persistance. Le système dynamique ayant généré ce mouvement est un système en boucle fermée (SBF pour H<0,5) [62]. Le coefficient de Hurst correspondant à ce système est appelé par la suite H2 (ou dans certaines études H_L).

3.2 Le point critique

Le point critique est le point d'intersection entre le système en boucle ouverte (SBO pour H>0,5) et le système en boucle fermé (SBF pour H<0,5).

L'approche de [35] met en évidence deux régions distinctes sur la courbe de diffusion. L'expression de la fonction de diffusion généralisée linéaire par partie est la suivante:

$$\log \langle \Delta x^2 \rangle = \begin{cases} K_1 + 2H_1 \log \Delta t & \Delta t \leq \Delta t_c \\ K_2 + 2H_2 \log \Delta t & \Delta t > \Delta t_c \end{cases} \quad (22)$$

$2H_1$ et $2H_2$: Ils sont déterminés respectivement par la pente du tracé en échelles logarithmiques de $\langle \Delta x^2 \rangle$ en fonction de Δt à court et long terme.

K_1 et K_2 : l'intersection de deux droites de régression avec la droite verticale définie pour $\Delta t = 1$. Ces deux coefficients peuvent être comparés avec le coefficient K de Kaplan et Kuo [20] pour un mouvement brownien fractionnaire.

Ainsi les coordonnées du point critique t_c ($\Delta t_c, < \Delta x^2 >_c$) sont dérivées de l'expression non linéaire suivante :

$$\Delta t_c = 10^{\frac{K_2 - K_1}{2(H_1 - H_2)}} \quad (23)$$

$$< \Delta x^2 >_c = 10^{K_1} \Delta t_c^{2H_1} = 10^{K_2} \Delta t_c^{2H_2} \quad (24)$$

II. Résultats et discussions

Dans cette étude, le recueil des signaux stabilométriques est effectué par l'intermédiaire d'un dispositif basé sur le champ magnétique permettant de quantifier le déplacement du centre de masse (CdM) en situation quasi-statique.

L'enregistrement d'un signal stabilométrique nous permet de distinguer les signaux liés aux mouvements médio-latéraux notés ML, des signaux relatifs aux balancements antéropostérieurs notés AP. Ces signaux sont définis pour chaque sujet à chacune des situations : Pieds Écartés – Yeux Fermés (PE-YF), Pieds Écartés – Yeux Ouverts (PE-YO), Pieds Serrés – Yeux Fermés (PS-YF), Pieds Serrés – Yeux Ouverts (PS-YO).

Vingts cinq sujets sains ont participé au recueil de signaux. Ces sujets sont divisés selon leur âge, genre, taille et poids en groupes :

- Selon l'âge, les sujets sont divisés en:
 - groupe des jeunes (12 sujets dont l'âge varie entre 19 et 24 ans)
 - groupe des adultes (13 sujets dont l'âge varie entre 27 et 42 ans)
- Selon le genre, les sujets sont divisés en:
 - Groupe féminin (8 sujets dont l'âge varie entre 19 et 30 ans)
 - Groupe masculin (17 sujets dont l'âge varie entre 20 et 42 ans)
- Selon le poids, les sujets sont divisés en:
 - Groupe Gros (13 sujets dont l'âge varie entre 72 et 105 kg)
 - Groupe maigres (12 sujets dont l'âge varie entre 52 et 66 kg)
- Selon la taille, les sujets sont divisés en:
 - Groupe grands (14 sujets dont l'âge varie entre 174 et 192 cm)
 - Groupe petits (11 sujets dont l'âge varie entre 160 et 172cm)

Cette division en groupes permet d'effectuer une étude de l'effet des facteurs, vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids, sur le processus postural humain et spécialement sur la qualité de l'équilibre postural. Cette étude est basée sur les valeurs des paramètres issus des analyses spatio-temporelle, spectrale et stochastique et sur les observations notées à partir de l'analyse temps-fréquence. Les valeurs des paramètres sont définies pour chaque direction (ML et AP) et pour chaque situation (PE-YF, PE-YO, PS-YF, PS-YO). Dans cette partie, les résultats sont exposés par type d'analyse.

1. Analyse spatio-temporelle

Dans cette partie nous mettons en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur la posture à travers les

paramètres spatio-temporels notamment la position moyenne du CdM, CEA, RMS, écart_max et vitesse moyenne du CdM.

Dans un premier temps, nous discuterons les différents effets observés sur la position moyenne du centre de masse. Dans un second temps, ce sont les effets des différents facteurs sur la qualité de l'équilibre en posture orthostatique qui seront interprétés.

1.1 Influence des facteurs sur la position moyenne du centre de masse

La localisation du CdM reflète le contrôle postural des muscles de la cheville dans la mesure où l'augmentation de l'activité musculaire des fléchisseurs plantaires fait bouger le CdM. Un déplacement du CdM peut être lié aussi à une asymétrie de la répartition de poids corporel sur les appuis du sujet. Cette asymétrie est d'autant plus importante que la perte de force musculaire, la perte de sensibilité tactile et la négligence comportementale sont importantes [71].

1.1.1 Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle

L'étude du paramètre position moyenne du centre de masse calculé pour chacune des situations et définis pour toute la population étudiée montre que pour la direction AP, en situations d'absence d'information visuelle (PE_YF et PS_YF), les valeurs de position moyenne du CdM sont positives correspondant, en direction AP, à une inclinaison du CdM vers l'avant (figure. 35).

En effet, en condition de non-vision le corps, indépendamment de son âge, son genre et son anthropométrie, s'incline vers l'avant. Cette inclinaison vers l'avant peut s'expliquer de deux façons : d'une part, la présence de la cible visuelle à 1.50 m des yeux peut entraîner un positionnement du sujet plus en arrière lorsqu'il a les yeux ouverts. D'autre part, le déficit d'informations lié à la fermeture des yeux pourrait être compensé par une augmentation de la tension des muscles postérieurs de la jambe donnant ainsi un poids plus important aux informations proprioceptives de ces muscles. Pendant la phase instable de non-vision, le sujet cherche à identifier la cible et à corriger sa posture en se rapprochant vers elle, c'est-à-dire en se penchant vers l'avant [66][182].

Suivant la direction médio-latérale (ML), pour toutes les situations, les valeurs de la position moyenne du CdM sont remarquablement positives (figure. 35). En ML, des valeurs de position moyenne de CdM positives impliquent une inclinaison du corps vers la droite. Cet inclinaison est plus importante en absence de vision (la valeur en PE_YF est plus importante qu'en PE_YO et la valeur en PS_YF est plus importante qu'en PS_YO). Ceci dit les sujets se tiennent principalement en appui à droite de l'axe médian du corps [66][115][142]. Cet appui à droite devient plus important en absence d'information visuelle. Il peut être du à ce que 90% des sujets étaient des droitiers manuels [98].

Il peut aussi s'expliquer par une asymétrie fonctionnelle sur le plan frontal dans le rôle joué par les deux pieds dans le contrôle de la posture orthostatique c'est-à-dire la stratégie de pied-pilier moteur (le pied sur lequel le sujet se repose principalement) [68].

Il est aussi noté qu'en ML, les valeurs correspondant aux pieds écartés sont supérieures à celles avec les pieds serrés (figure.35). Ceci est valable en condition de non vision ainsi qu'en condition de vision : valeurs en PE_YF plus grandes que PS_YF et valeurs en PE_YO plus grandes que PS_YO. Par contre en AP les valeurs correspondant aux pieds écartés sont plus faibles que celle avec les pieds serrés pour les deux situations visuelles [115]. Ceci est du à ce lorsque la distance et / ou l'angle entre les pieds augmente, le CdP se déplace vers l'arrière et à la droite [141].

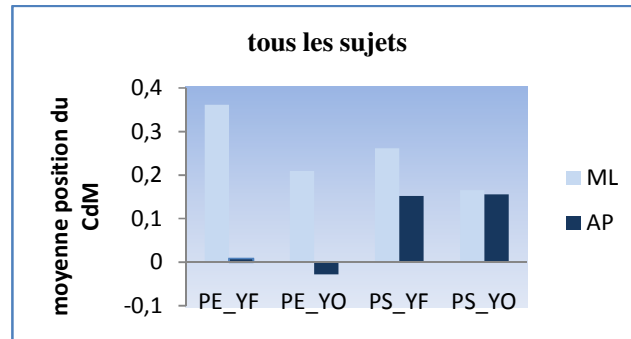


Figure.35: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour tous les sujets.

2.1.2 Influence de l'âge

Cette partie présente les résultats correspondants au paramètre position moyenne du centre de masse calculé pour chacune des situations et définis pour les groupes jeune et adulte (figure.36).

Il est remarquable que les valeurs absolues de la position moyenne de CdM du groupe jeune soient plus grandes que celles des adultes pour presque toutes les situations que ce soit en direction ML (figure.36a) ou en direction AP (figure.36b).

Selon la direction AP, étant donné qu'il semble que plus le sujet est âgé plus son centre de masse penche vers l'arrière [115]. Ceci dit qu'avec l'âge, le CdP se déplace vers l'arrière [123]. D'après les résultats relatifs à la direction ML, il semble aussi que plus le sujet est âgé et plus son centre de masse se déplace vers la gauche ; il reste à vérifier.

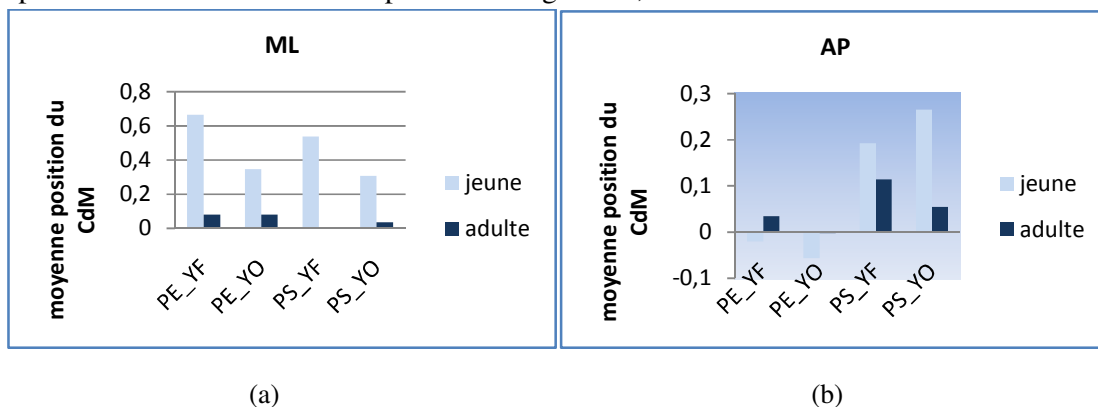


Figure.36 : Position Moyenne du déplacement du centre de masse tous les groupes jeune et adulte en la direction (a) ML et (b) AP.

1.1.2 Influence du genre

L'étude du paramètre position moyenne du centre de masse calculé pour chacune des situations et définis pour les groupes féminin et masculin montre que les valeurs en ML sont plus grandes pour les hommes que les femmes (figure.37a). Ceci indique que le centre de gravité des hommes est plus à droite que celui des femmes [1]. Pour la direction AP, les résultats ne sont pas significatifs (figure.37b). Bien qu'il a été démontré dans une étude précédente que le CdP des hommes est plus en avant que celui des femmes [1].

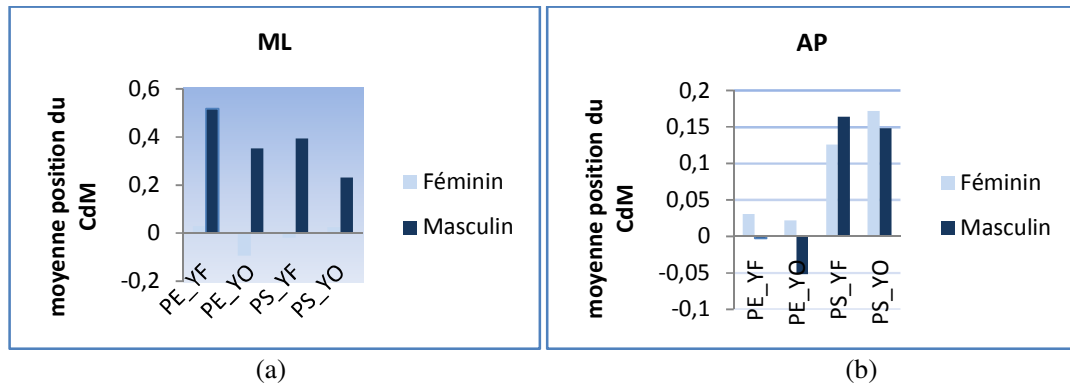


Figure.37: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes Féminin et Masculin en la direction (a) ML et (b) AP.

1.1.3 Influence des caractéristiques anthropométriques

A travers l'étude de l'influence du poids (figure.38) et de la taille (figure.39) sur le déplacement du centre de masse, il est remarquable que les valeurs absolues pour le groupe des gros sont plus élevées que pour le groupe des maigre en ML (figure.38a) ainsi qu'en AP (figure.38b). Ceci montre que plus le poids du sujet augmente plus le centre de masse se déplace vers la droite. De même plus le poids augmente et plus le CdM se déplace vers l'avant [17]. Ce résultat indique que plus le poids du sujets est important plus il est soumis à une asymétrie de répartition de poids.

Nous notons aussi que les valeurs pour le groupe des personnes de grande taille sont plus grandes que celles du groupe des personnes de petite taille en direction ML pour toutes les situations (figure.39a). Ceci explique que plus la taille du sujet est élevée plus le CdM se déplace vers la droite.

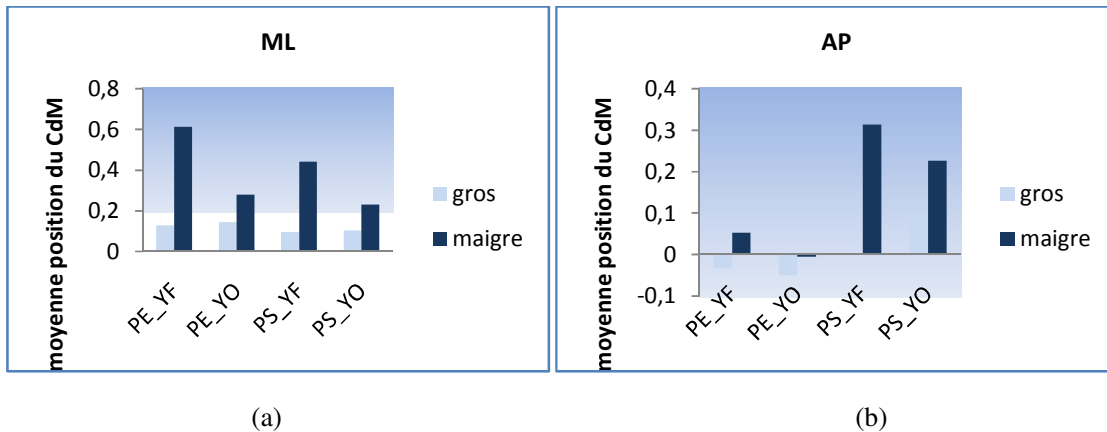


Figure.38: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes gros et maigre en la direction (a) ML et (b) AP.

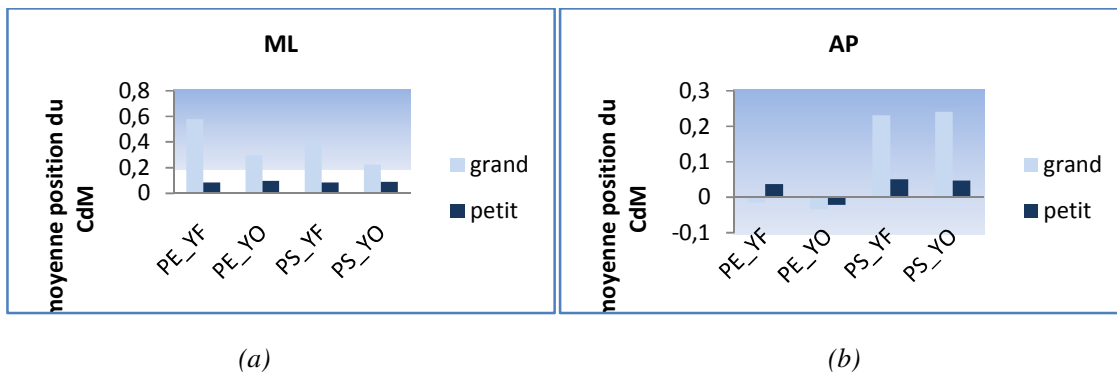


Figure.39: Position Moyenne du déplacement du centre de masse pour les groupes grand et petit en la direction (a) ML et (b) AP.

1.2 Influence des facteurs sur la qualité de l'équilibre orthostatique.

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur la stabilité et la qualité de l'équilibre.

1.2.1 Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle

L'intégration des afférences visuelles dans le contrôle postural est évaluée par le quotient de Romberg. Ce quotient est le simple rapport entre les paramètres de surface dans les deux situations visuelles, yeux ouverts et yeux fermés [145].

Le quotient de Romberg est aussi défini comme étant le rapport entre l'écart-type de la moyenne du déplacement du CdM, qui rend compte de la dispersion autour de la moyenne, déterminé les yeux fermés et celui les yeux ouverts. Un quotient égal à 1 signifie que la précision du contrôle postural est identique que les yeux soient ouverts ou fermés, ce qui est anormal. Un quotient nettement inférieur à 1 pourrait signifier que l'information visuelle

perturbe le contrôle postural. Le Quotient de Romberg est normalement chez un adulte sain supérieur à 1. Si ce n'est pas le cas, alors il y a une meilleure stabilité les yeux fermés que les yeux ouverts, c'est la cécité posturale ou l'aveugle postural [124]. Cette cécité posturale est anormale chez l'adulte, elle est plus fréquente chez l'adulte âgé par rapport à l'adulte jeune [123]. C'est une donnée de l'enregistrement posturographique qui exprimerait soit une immaturité, soit une déficience du rôle des afférences visuelles et oculomotrices dans la régulation posturale.

Étudions le cas d'un adulte sain (homme de 32 ans); nous calculons la valeur de l'écart type de la moyenne du déplacement du CdM pour les différentes situations (PE_YF, PE_YO, PS_YF, PS_YO) et pour les deux directions (ML et AP) (tableau.2). A partir de ces valeurs nous déduisons les valeurs des coefficients de Romberg.

Tableau.2 : écart-type de la moyenne du déplacement du CdM et quotient de Romberg aux différentes situations et directions (sujet sain).

		ML		AP	
		écart type	Q Romberg	écart type	Q Romberg
PE	YF	0.62	1.58	0.15	1.35
	YO	0.39		0.11	
PS	YF	0.68	1.41	0.49	1.14
	YO	0.48		0.43	

Chez ce sujet (homme sain de 32 ans), nous remarquons que les oscillations yeux fermés sont plus amples que celles les yeux ouverts quelque soit la direction (AP ou ML) et quelque soit la situation des pieds (écartés PE ou serrés PS). Nous remarquons aussi que les valeurs sont plus considérables en PE qu'en PS pour une même direction. Il semble que chez ce sujet l'afférence visuelle a plus de poids sur le contrôle postural en situation pieds écartés qu'en pieds serrés. En direction AP, les valeurs sont inférieures qu'en ML pour une même situation des pieds. Ceci s'explique par le fait que la vision périphérique a un rôle stabilisateur plus élevée que la vision centrale. De ce fait, la vision centrale contribue au maintien d'une stabilité posturale permanente [15].

Étalons cette étude sur toute la population étudiée en utilisant la définition classique du quotient de Romberg (rapport entre les surfaces en YF et YO). Pour la population de sujets sains étudiée, les quotients de Romberg sont supérieurs à 1 ce qui signifie que la vision a un effet stabilisateur du contrôle postural. Cet effet est plus remarquable en PE qu'en PS (figure.40).

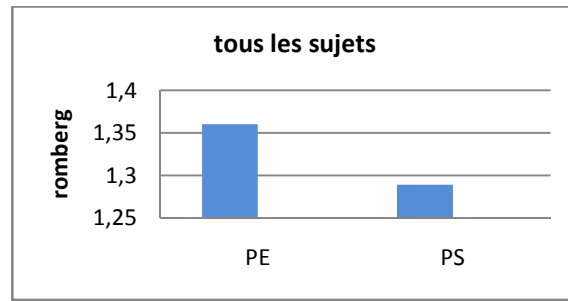


Figure.40 : Quotient de Romberg pour tous les sujets.

L'influence des entrées : visuelle proprioceptive et directionnelle sur le contrôle postural sont aussi visible par les autres paramètres spatio-temporels.

La vitesse moyenne du déplacement du centre de pression est une grandeur qui donne une estimation de l'énergie dépensée par unité de temps donc la vitesse donne une image de l'énergie consommée par les mécanismes de stabilisation [69].

Les paramètres CEA, écart maximal, RMS informent sur la performance de la stabilité posturale.

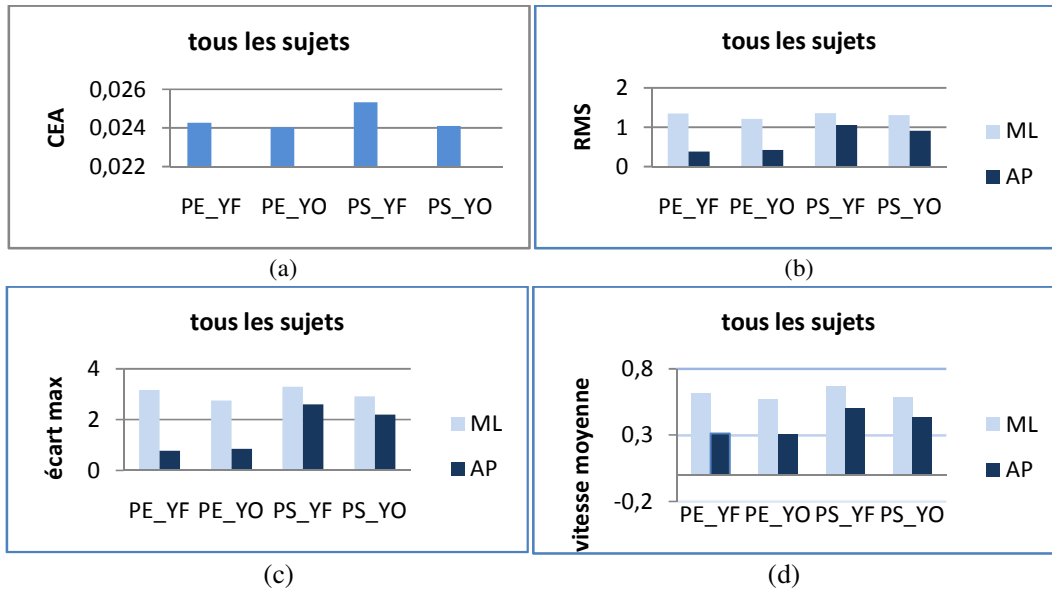


Figure.41: (a) CEA, (b) RMS, (c) Ecart maximal et (d) Vitesse moyenne du déplacement du CdM pour tous les sujets.

Les valeurs des paramètres CEA, RMS, écart maximal et vitesse moyenne sont plus grandes en YF qu'en YO, quelque soit la situation relative aux pieds et quelque soit la direction (figure.41). Ceci met en évidence l'effet stabilisateur des informations visuelles sur l'équilibre en posture orthostatique. L'augmentation de la vitesse moyenne du centre de pression, de RMS, de l'écart max de la surface de l'ellipse de confiance, lorsque les yeux sont fermés, est une confirmation supplémentaire de l'impact considérable des informations visuelles dans sur le maintien et la régulation de l'équilibre et dans la dépense de l'énergie consommée pour assurer cette régulation. La stabilisation due à la vision est principalement engendrée par une quantité d'informations plus considérable, permettant de mieux percevoir et réguler les oscillations de la posture orthostatique.

Nous remarquons aussi que les valeurs de ces paramètres sont plus notables en PS qu'en PE, quelque soit la situation relative aux pieds et quelque soit la direction (figure.41). Ceci montre qu'en accord avec la nature physiologique humaine : la stabilité posturale est mieux maintenue à la position des pieds écartés qu'à la position des pieds serrés.

De façon générale, les balancements du corps humain augmentent avec la dégradation des informations visuelle, vestibulaire, proprioceptive ou somesthésiques [80][110][117][118][130][135]. Il est remarquable que la position la plus stable soit PE_YO et la moins stable est PS_YF.

De plus, les valeurs de vitesse moyenne en ML sont plus grandes que les valeurs en AP pour toutes les situations (figure.41.d). Ainsi, en la direction AP, les sujets peuvent mieux contrôler leur stabilité qu'en ML. L'effet stabilisateur de la vision est principalement observé sur les oscillations antéropostérieures des sujets. En effet, nous observons que l'augmentation des paramètres après fermeture des yeux est plus grande suivant l'axe antéro-postérieur. De même, nous remarquons que l'effet dû à la vision est plus significatif sur les paramètres calculés pour l'axe antéropostérieur [42][153].

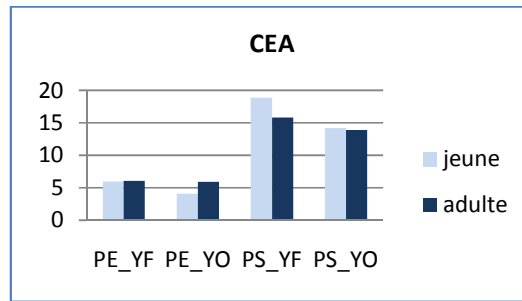
Donc, en présence de la totalité des informations disponibles, le système de régulation postural semble plus apte à intervenir sur les oscillations antéropostérieures que sur les oscillations médiolatérales. Ceci s'explique par le fait que la direction de la tête des sujets et leurs regards (le stimulus visuel est en face de sujets) est la direction AP (la cible visuelle est en face de sujets) [9][16][87].

1.2.2 Influence de l'âge

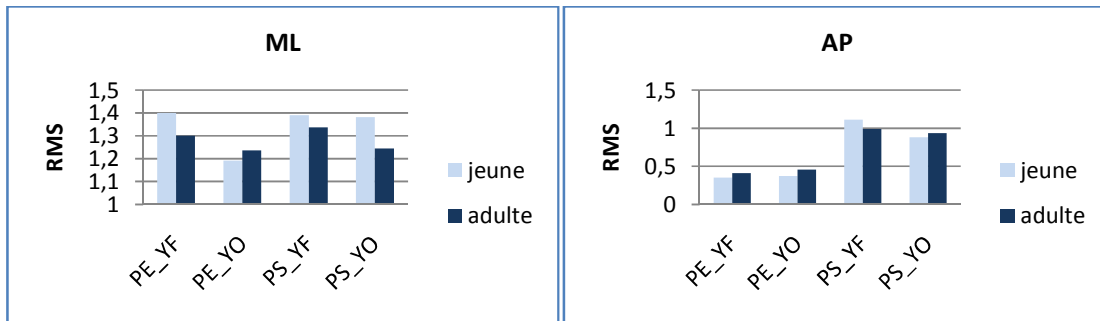
L'étude de l'effet de l'âge sur la stabilité à travers les paramètres CEA, RMS, écart maximal et vitesse moyenne définis pour les groupes jeune et adulte montre qu'en considérant les paramètres CEA, RMS et écart maximal (Figure. 42.a, b, c, d, e), aucune relation entre l'âge et la stabilité n'est remarquée. Ceci dit que les paramètres CEA, RMS et écart maximal ne permettent pas de qualifier l'influence de l'âge (pour des sujets ayant tous un âge inférieur à 50 ans) sur la stabilité posturale [19] [92]. Des études des modifications de l'équilibre statique au cours du vieillissement et ont montré que les performances d'équilibration statique commençaient à se détériorer à partir de 50 ans surtout pour les yeux fermés [85][173]. Ce qui signifie qu'avant l'âge de 50 ans, nous ne pouvons rien conclure quant à l'effet de l'âge sur le maintien de l'équilibre.

D'autre part, nous remarquons que les valeurs des vitesses correspondant au groupe jeune sont inférieures aux valeurs du groupe adulte dans toutes les situations et dans les deux directions (figure.42.f, g). Ceci montre qu'avec l'âge, les oscillations posturales se dégradent [20][25][32][39][50][51][53][57][107][150][166].

Ces résultats suggèrent que la vitesse du balancement du corps est le meilleur paramètre reflétant l'effet de l'âge sur la stabilité posturale [2][10][14][45][162][163].

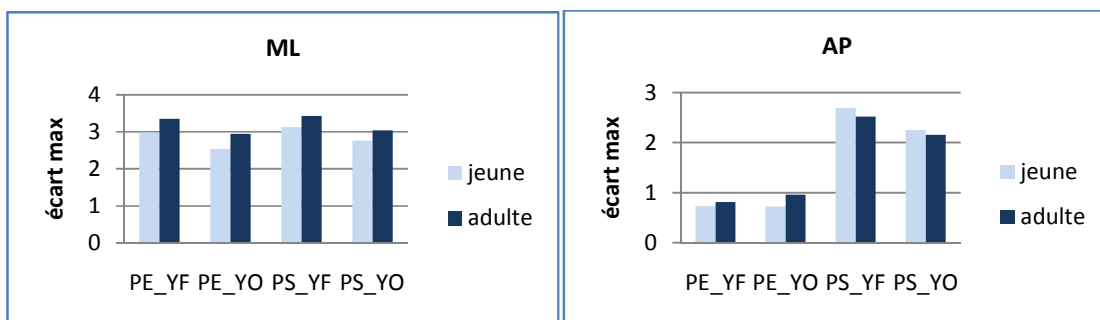


(a)



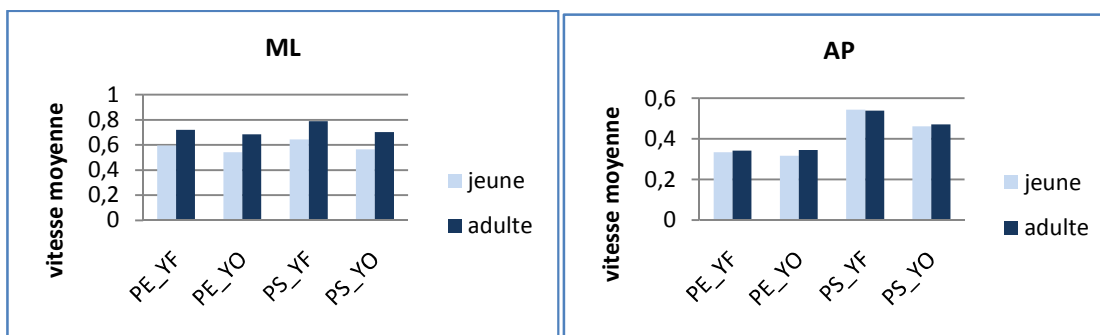
(b)

(c)



(d)

(e)



(f)

(g)

Figure.42: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les jeunes et les adultes.

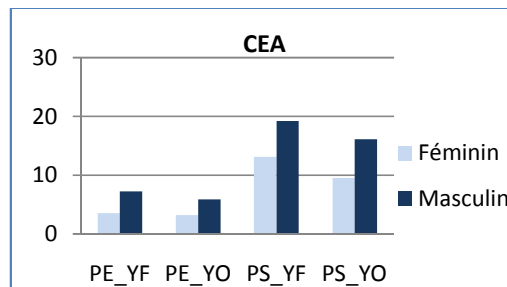
1.2.3 Influence du genre

L'étude de l'influence du genre sur l'équilibre à travers les paramètres spatio-temporels définis pour les groupes féminin et masculin montre que les valeurs obtenues pour les paramètres CEA, RMS, écart maximal, vitesse moyenne par les femmes sont inférieures à celles des hommes (excepté pour la vitesse moyenne qui ne présente pas de différences significatives) (Figure.43).

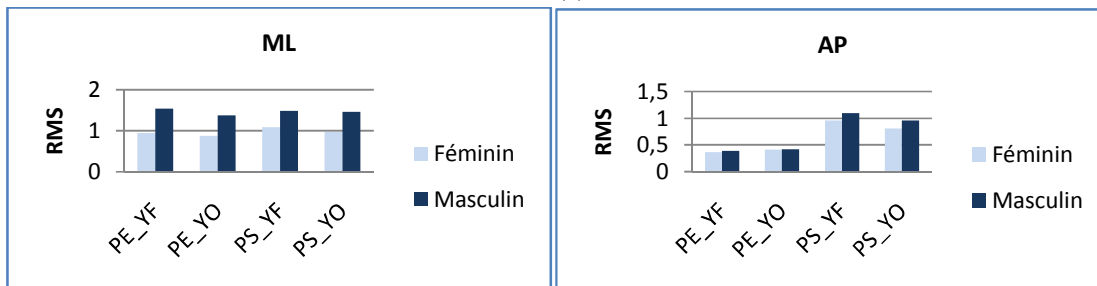
Ceci dit que les femmes semblent être plus stable que les hommes [38][50][92][147].

Cette différence dans la régulation posturale est principalement due à leurs différentes anthropométriques : La différence des hauteurs des parties du corps entre les hommes et les femmes est supposée contribuer à la stabilité posturale qui est plus performante chez les femmes comparativement aux hommes [31][97][117].

Certaines études n'ont pas noté de différence entre les hommes et les femmes de point de vue stabilité posturale [19][25][97][150]. Il est à noter que toute comparaison des résultats concernant les effets du genre doit être faite avec prudence, car les méthodes et les populations varient d'une étude à l'autre.

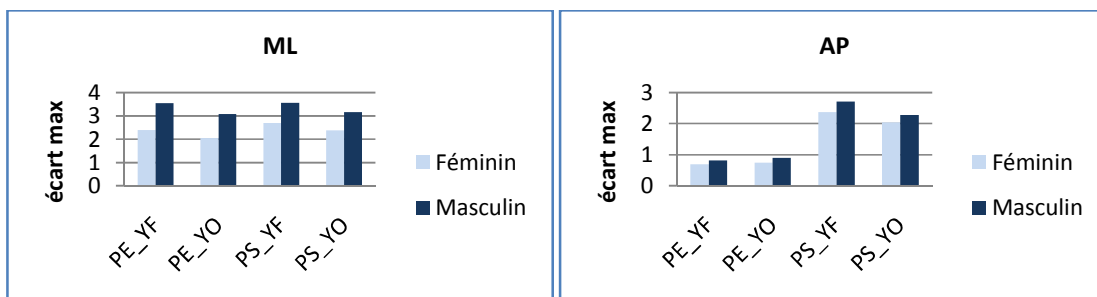


(a)



(b)

(c)



(d)

(e)

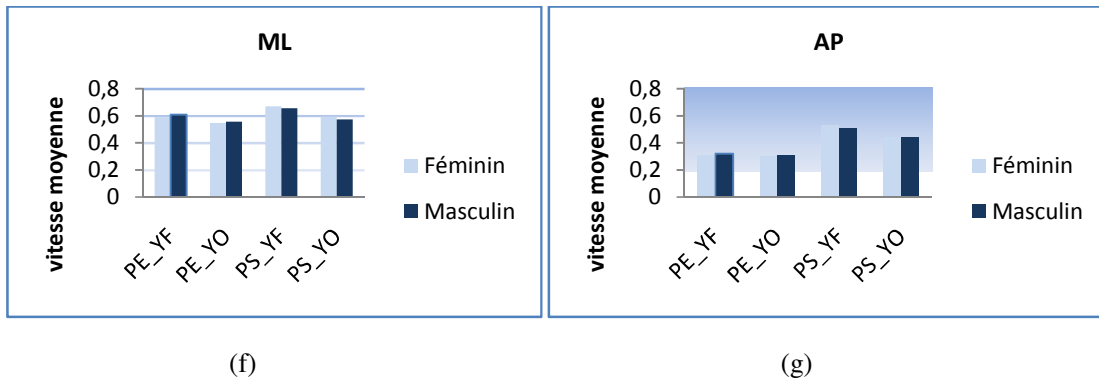


Figure.43: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les femmes et les hommes.

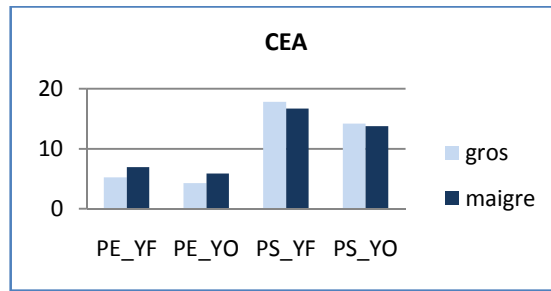
1.2.4 Influence des caractéristiques anthropométriques.

Dans cette partie nous étudions l'influence du poids et de la taille sur la stabilité à travers les paramètres CEA, RMS, écart maximal et vitesse moyenne calculé pour chacune des situations et des directions.

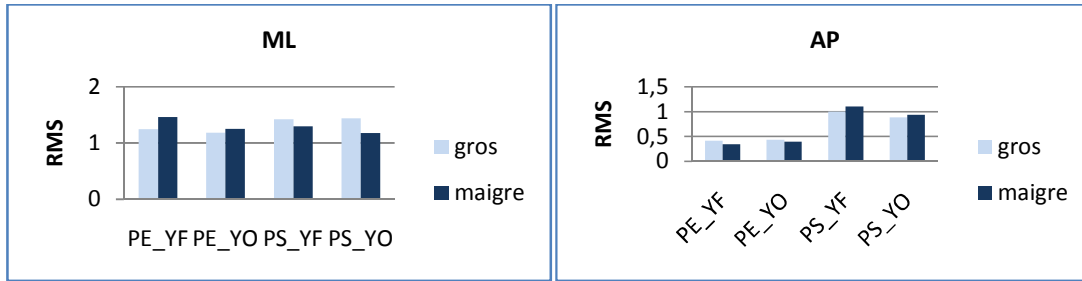
Pour le facteur poids, les valeurs des vitesses sont plus grandes pour le groupe gros que les maigres, pour toutes les situations et directions (figure. 44 f, g) Ceci est dû à ce que plus la masse du sujet est grande plus la stabilité posturale se dégrade [31][82]. Tandis que les résultats des paramètres RMS, écart maximal et CEA ne montrent pas de résultats significatifs (figure. 44 a, b, c, d, e).

Considérant le facteur taille, les valeurs de tous les paramètres ne représentent aucune différence significative entre le groupe de grande taille et le groupe de petite taille (figure.45).

De ce fait, rien n'est à conclure quant à la contribution du paramètre « taille » dans le processus de régulation posturale.

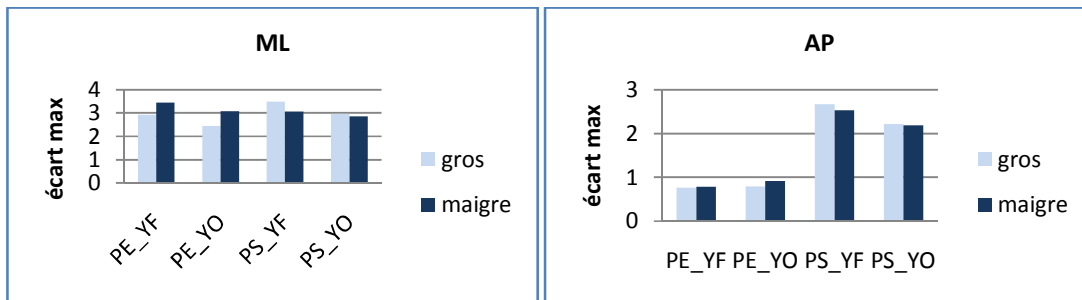


(a)



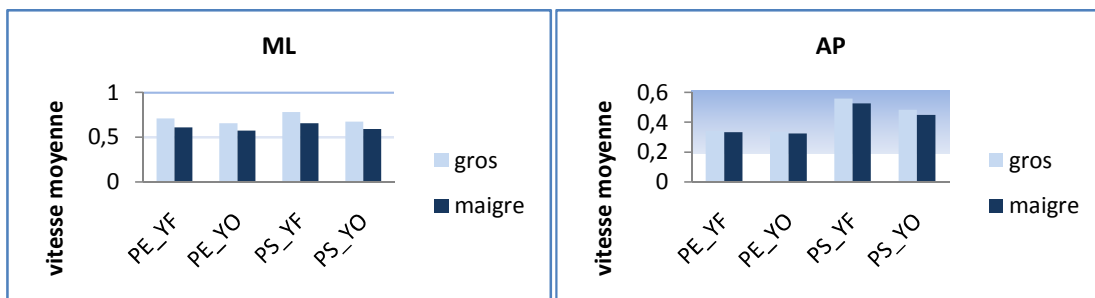
(b)

(c)



(d)

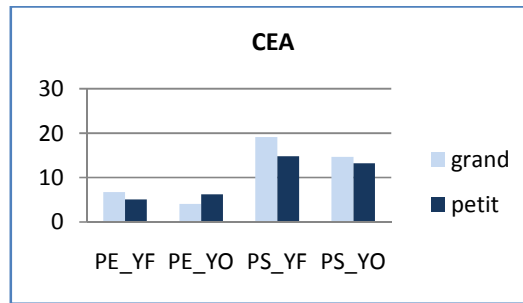
(e)



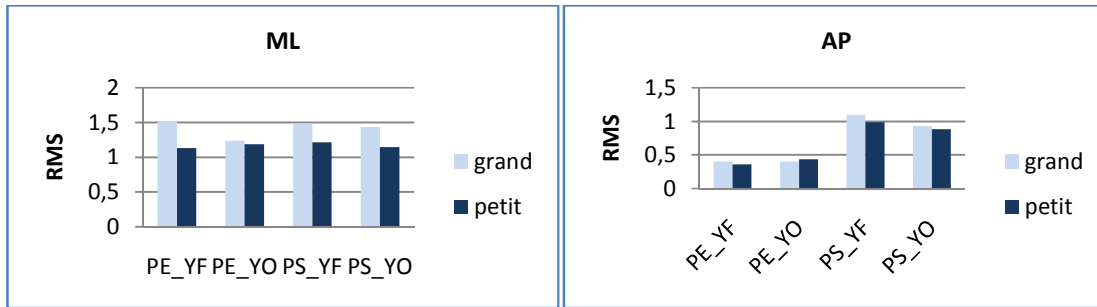
(f)

(g)

Figure.44: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les gros et maigres.

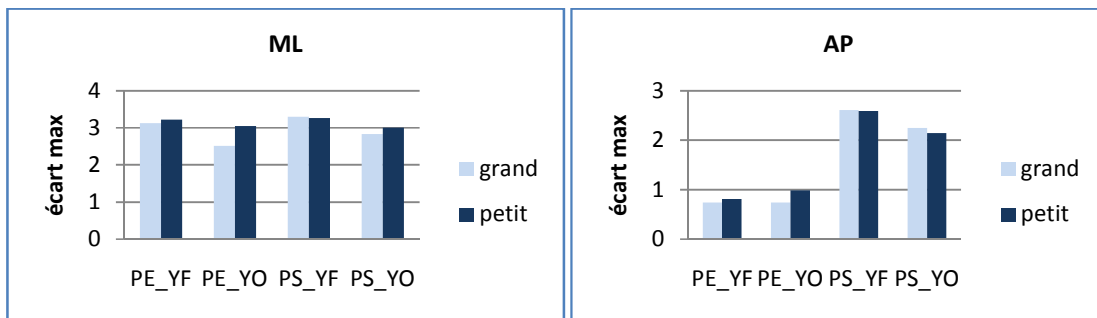


(a)



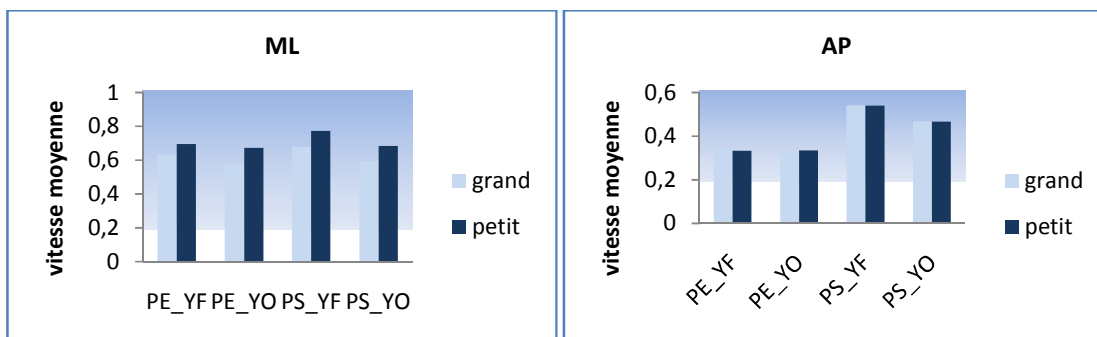
(b)

(c)



(d)

(e)



(f)

(g)

Figure.45: (a) CEA, (b) RMS en ML, (c) RMS en AP, (d) Ecart maximal en ML, (e) Ecart maximal en AP, (f) Vitesse moyenne en ML et (g) Vitesse moyenne en AP du déplacement du CdM pour les grands et petits.

2. Analyse spectrale

Dans cette partie, nous mettons aussi en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur la posture à travers les paramètres spectraux notamment la puissance moyenne de la densité spectrale, la fréquence centroidale et la pente spectrale.

2.1 Etude du spectre

En observant les densités spectrales de puissance de tous les sujets de la base de données, nous avons remarqué que le contenu spectral se trouve dans la bande de fréquence comprise entre 0 et 10 Hz et que les puissances les plus élevées correspondent aux faibles fréquences (Figure.46). Ceci rejoint des études antérieures qui admettent que 50 % des oscillations présentent une fréquence inférieure à 1 Hz et que le domaine fréquentiel des oscillations se trouvait majoritairement dans une plage de 0.1 Hz à 1 Hz avec une moyenne avoisinant les 0.2 Hz [24]. Nous rappelons à ce titre que la gamme de fréquence des mouvements humains volontaires des membres s'étend typiquement de 3 à 5 Hz, alors que celle des tremblements involontaires s'étale de 8 à 10 Hz.

Ce contenu spectral se divise remarquablement en trois grandes bandes :

- Bande de basses fréquences (BF) de 0 à 0.5 Hz. Cette bande correspond aux oscillations du centre de gravité [32]. Elle correspond à une coordination en phase entre le bas et le haut du corps [171]. Au cours de cette bande, l'amplitude des oscillations posturales est contrôlée par les capteurs d'entrée du système postural (vision, oreille interne...) [68].
- Bande de fréquences moyennes (MF) de 0.5 à 2 Hz. Cette bande reflète les contractions musculaires de rattrapage de la position d'équilibre [32]. Le système postural en cette bande de fréquence est sous un contrôle cérébelleux.
- Bande de fréquences hautes (HF) de 2 à 10 Hz. Au cours de cette bande, il y a une coordination en anti-phase entre le bas et le haut du corps [37][171][204]. Le système postural dans cette bande est sous la régulation proprioceptive.

Nous remarquons aussi que pour tous les sujets, le spectre présente un pic remarquable de fréquence entre 0.2 Hz et 0.3 Hz (Figure.46). Cette fréquence correspond à la fréquence de la respiration [83].

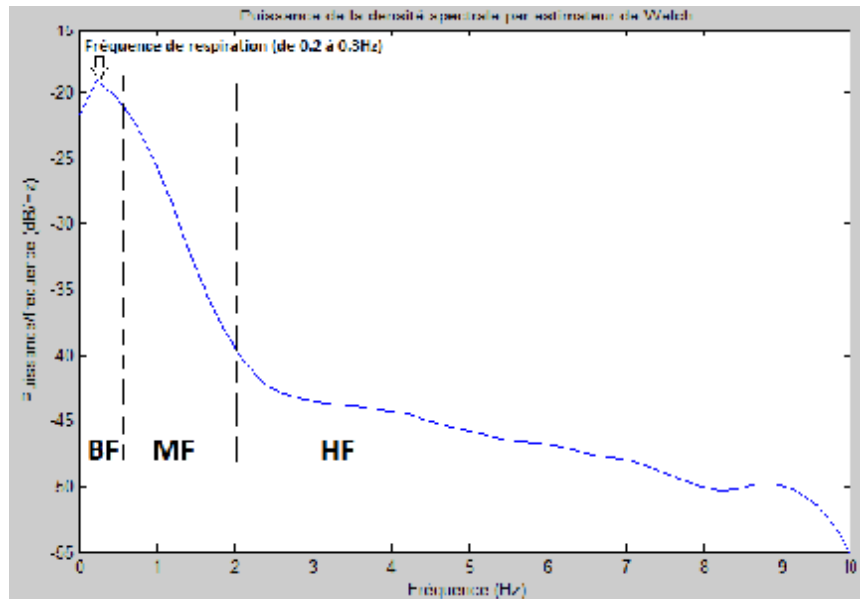


Figure.46: Différentes bandes constituant le spectre du stabilogramme.

2.2 Influence des facteurs sur la qualité de l'équilibre orthostatique.

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur la stabilité et la qualité de l'équilibre à travers les paramètres spectraux.

2.2.1 Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle

Le spectre d'un adulte ayant 32 ans en toutes les situations est illustré par la figure.48 en comparant (a) le spectre en yeux ouverts et yeux fermés pour les pieds serrés (b) et en comparant le spectre en yeux ouverts et yeux fermés pour les pieds écartés.

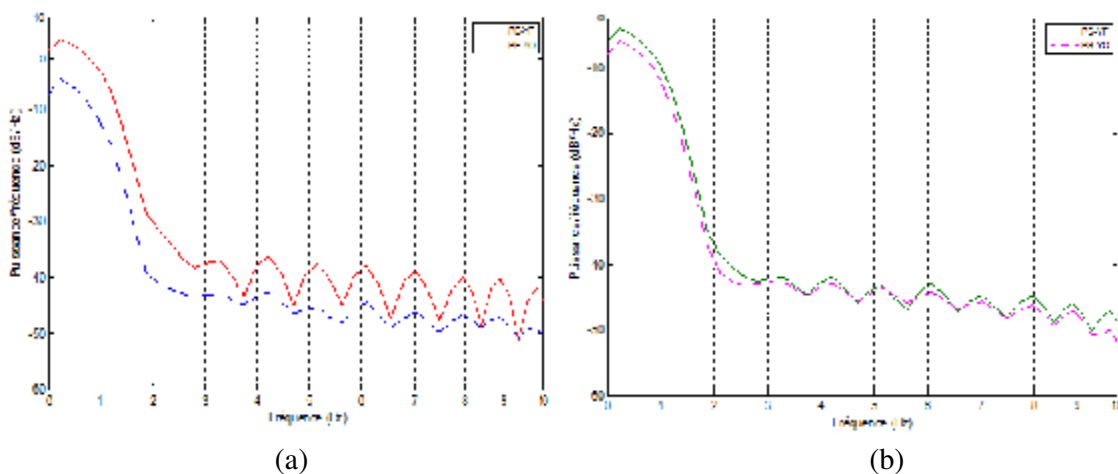


Figure.47 : la densité spectrale de puissance (DSP) du CdM la direction AP pour les situations (a) PE_YF et PE_YO et (b) PS_YF et PS_YO.

La densité spectrale de puissance en Yeux fermés est plus grande qu'en yeux ouverts (figure.47). Ceci est notable surtout autour de la bande de fréquence [0 - 2 Hz]. La densité spectrale de puissance est plus faible pour la condition yeux ouverts. Etant donné qu'une moyenne élevée de DSP correspond à une grande énergie nécessaire au système nerveux central, ce résultat reporte bien le que système nerveux central a besoin d'une quantité d'énergie plus importante en l'absence d'information visuelle pour faire ses corrections posturale [181].

La densité spectrale de puissance du même sujet en toutes les situations est présentée dans figure.48 en comparant cette puissance avec les pieds serrés et pieds écartés pour les yeux ouverts (a) et pour les yeux fermés (b).

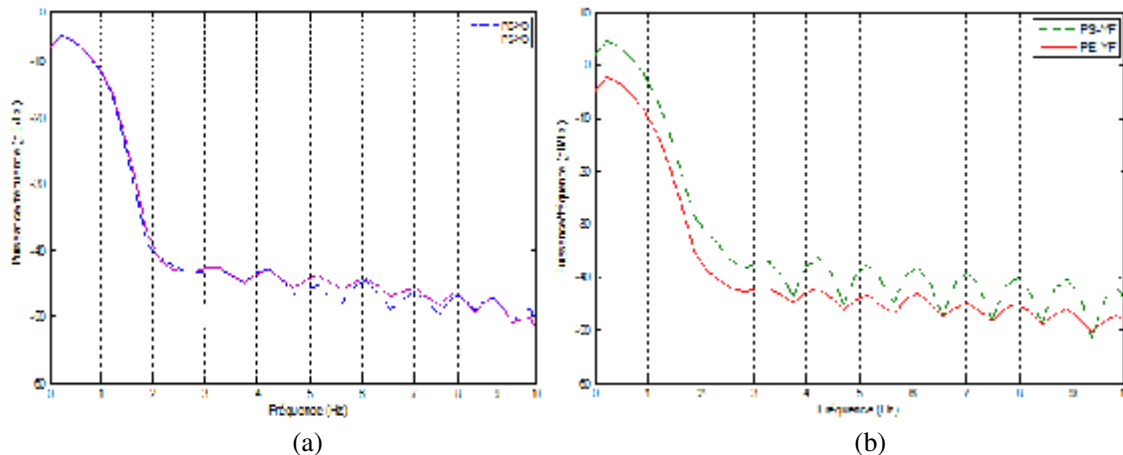
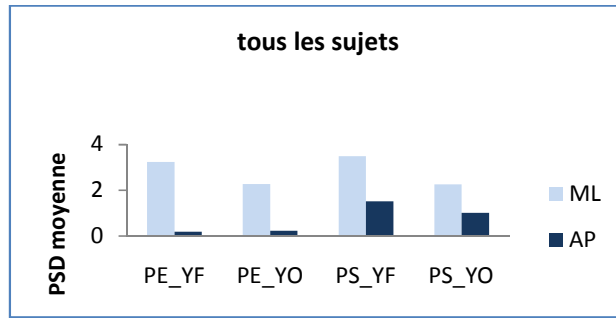


Figure.48 : la densité spectrale de puissance du CdM la direction AP pour les situations PE_YO et PS_YO et (b) PE_YF et PS_YF.

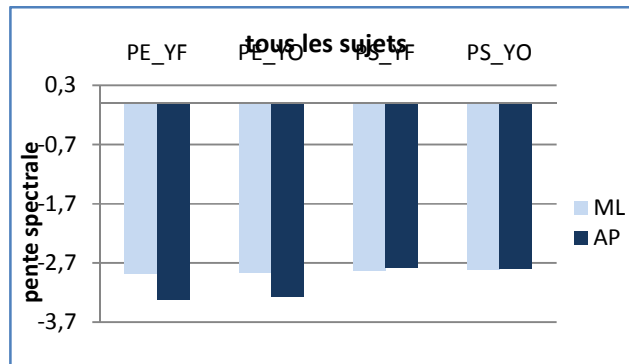
La densité spectrale de puissance en pieds serrés est plus élevée qu'en pieds écartés (figure.48). Ceci est notable surtout autour de la bande de fréquence [0 - 2 Hz]. Donc plus les pieds s'écartent plus l'énergie dépensée par le système nerveux central pour maintenir l'équilibre est faible.

Dans cette partie, nous présentons les résultats d'une extension de cette étude sur tous les sujets à travers les paramètres puissance moyenne de la densité spectrale, pente de la régression linéaire du spectre et fréquence centroidale.

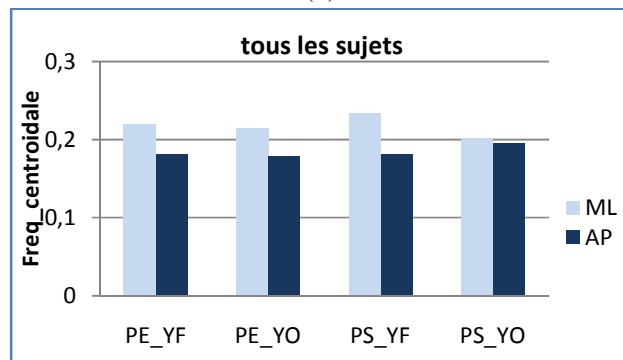
Cette étude montre que les valeurs de la puissance moyenne de la densité spectrale sont plus faible avec les yeux ouverts par rapport aux yeux fermés, ceci est valable en pieds serrés ainsi qu'en pieds écartés et pour les deux directions ML et AP (figure.49 a). Il est noté aussi que les valeurs sont plus faibles avec les pieds écartés qu'avec les pieds serrés, ceci est valable en yeux fermés ainsi qu'en yeux ouverts et pour les deux directions ML et AP. En plus, les valeurs en ML sont plus grandes qu'en AP pour chacune des situations. Ceci est en accord avec les résultats de l'étude temporelle montrant qu'en situation yeux ouverts les sujets sont plus stables qu'avec yeux fermés, qu'en situation pieds écartés les sujets sont plus stables qu'en situation pieds serrés et qu'ils sont plus stable en direction AP qu'en ML. De ce fait plus le sujet est stable moins son système nerveux centrale dépense d'énergie pour maintenir l'équilibre et par conséquent moins est la valeur de la puissance moyenne de la densité spectrale [181].



(a)



(b)



(c)

Figure.49: (a) PSD moyenne, (b) Pente de la régression, (c) Fréquence centroidale du CdM pour tous les sujets.

Il est aussi remarquable que pour les situations en pieds écartés (PE_YF et PE_YO) la valeur en AP est plus importante qu'en ML (figure.49 b). Ceci suppose qu'avec les pieds écartés la répartition de la puissance spectrale est plus concentrée en basses fréquences pour la direction AP que la direction ML. Pour les deux directions ML et AP et pour les situations YO et YF; les valeurs de la pente spectrale en PE sont plus négatives que celles en PS. Nous supposons donc que pour les situations en pieds écartés, la puissance spectrale est plus concentrée en basses fréquences que pour les situations en pieds serrés.

Pour la fréquence centroïdale, la moyenne augmente en condition de non vision (figure.49 c). La suppression de la vision par fermeture des yeux engendre une augmentation significative de la fréquence des oscillations posturales. Les valeurs sont aussi plus grandes en ML qu'en AP. Ceci est en accord avec le fait que l'amélioration du contrôle de l'équilibre est démontrée principalement par la diminution de la fréquence de l'oscillation posturale [58][164][167][197]. Ceci dit l'absence de vision engendre une augmentation de la fréquence centroïdale.

2.2.2 Influence de l'âge

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence de l'âge sur la stabilité à travers les paramètres PSD moyenne, la pente spectrale et la fréquence centroïdale (figure 50).

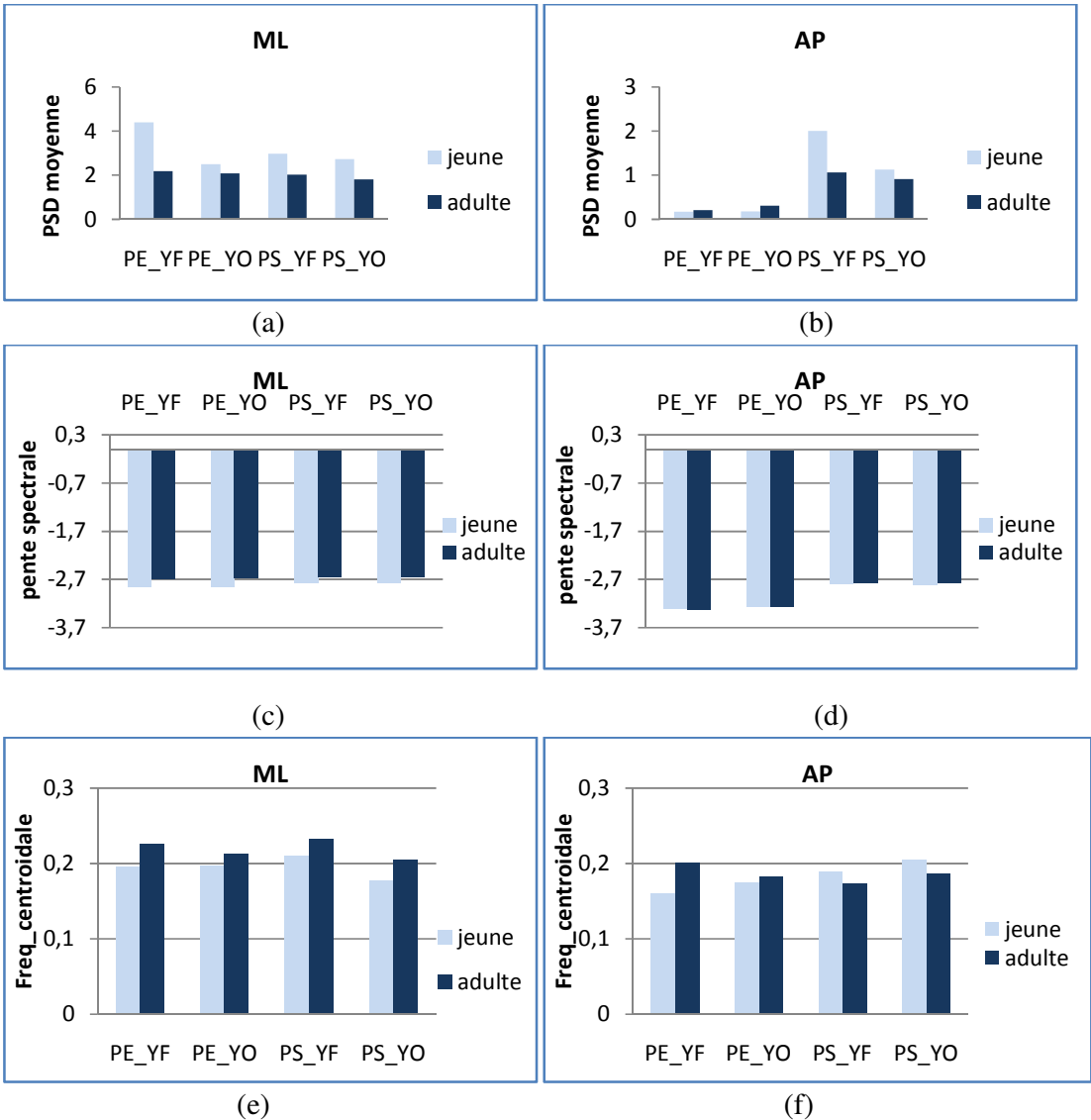


Figure.50: PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroïdale en (e) ML, (f) AP du CdM pour les groupes jeune et adulte.

Pour l'ensemble des paramètres, nous remarquons qu'en AP, nous ne pouvons rien conclure, par contre en ML, les valeurs de pente sont plus négatives pour les jeunes que les adultes supposant que la répartition de la puissance spectrale est plus concentrée en basses fréquences pour les jeunes que les adultes (figure.50). Les valeurs de la puissance moyenne de la densité spectrale sont plus considérables pour les jeunes que les adultes alors que les valeurs de fréquence centroidale sont plus importantes pour les adultes que les jeunes. Nous ne pouvons rien conclure quant à l'effet de l'âge sur le comportement postural et ceci rejoint les résultats de l'étude temporelle montrant qu'en dessous de l'âge de 50 ans, nous ne pouvons rien conclure quant à l'effet de l'âge sur le comportement postural.

2.2.3 Influence du genre

Etudions, L'influence du facteur genre sur l'équilibre à travers les paramètres PSD moyenne, la pente spectrale et fréquence centroidale (figure.51).

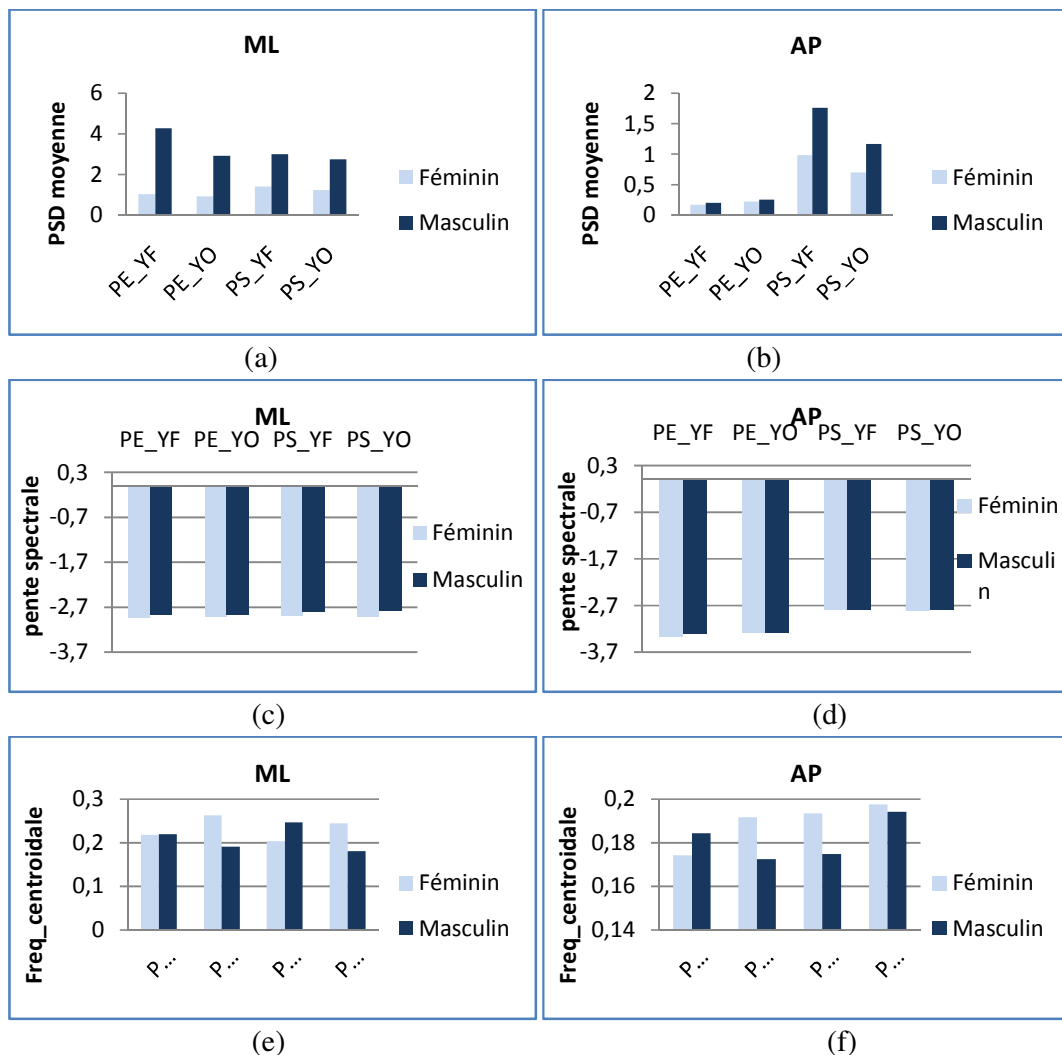


Figure.51 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des femmes et des hommes.

Les valeurs de la puissance moyenne de la densité spectrale sont plus élevées chez les hommes que chez les femmes pour toutes les directions et situations (Figure.51 a, b). Ceci dit que le système nerveux central des hommes consomme plus d'énergie pour maintenir l'équilibre que les femmes.

Ensuite, les valeurs de pentes spectrales pour les femmes sont légèrement plus négatives que les hommes (visible surtout en ML) ce qui montre que la puissance spectrale est plus concentrée en basses fréquences pour les femmes que les hommes surtout en ML (figure.51c, d). Concernant les valeurs de fréquence centroidale, aucune différence significative entre les deux groupes, nous ne pouvons rien conclure (figure.51e, f).

2.2.4 Influence des caractéristiques anthropométriques

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence du facteur poids (figure.52) et du facteur taille (figure.53) sur la stabilité à travers les paramètres spectraux.

Etant donné, l'absence de différences significatives des valeurs des paramètres entre le groupe, gros et maigre, rien conclure quant à l'effet du poids sur le comportement postural (figure.52).

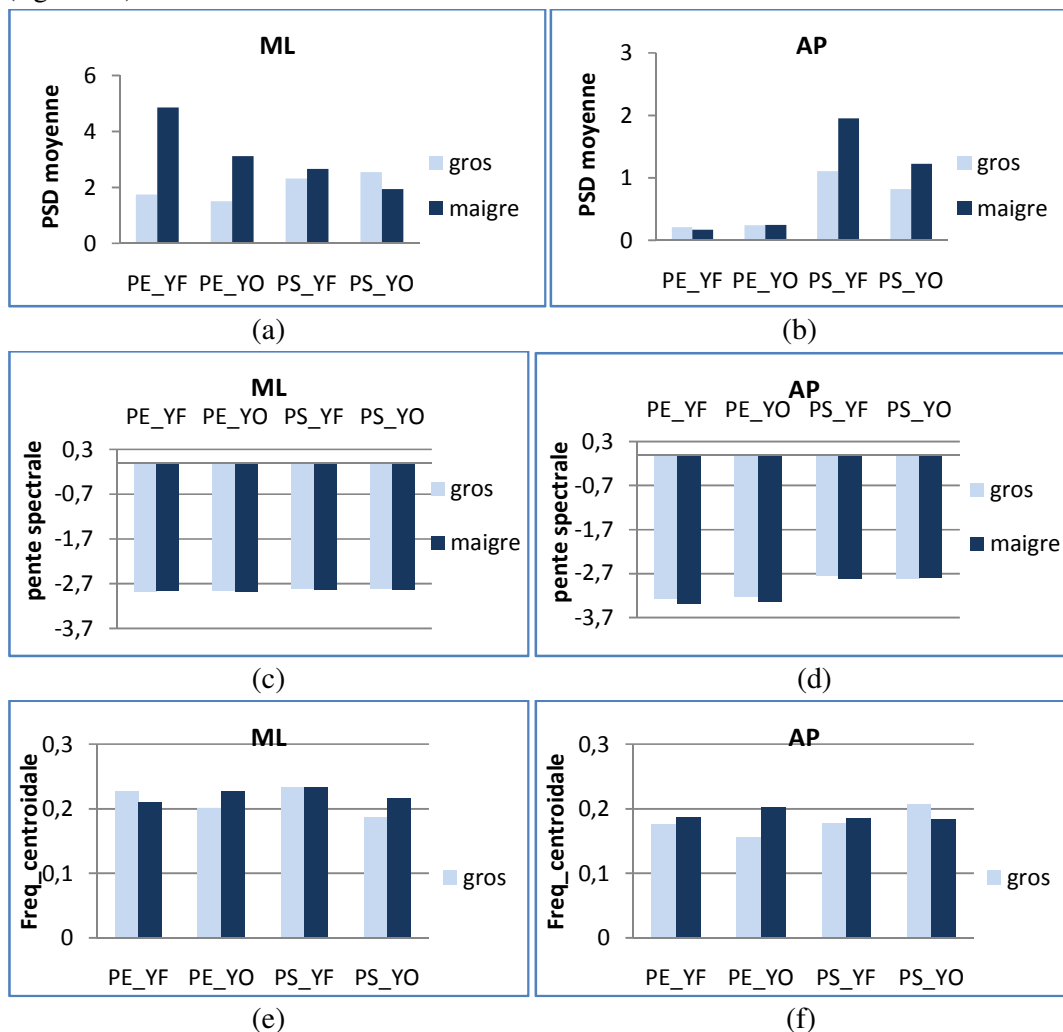


Figure.52 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des gros et maigre.

Quant au facteur taille, les valeurs de puissance moyenne de la densité spectrale pour le groupe des grands sont plus élevées que pour le groupe des petits pour toutes les directions et situations (figure.53a, b). Ceci montre que le système nerveux central des personnes de grande taille consomme plus d'énergie que celui des personnes de petite taille pour maintenir l'équilibre.

Les valeurs moyennes de pente spectrale pour les petits sont légèrement plus négatives que les grands (visible surtout en ML) (figure.53b, c). Ceci montre que la puissance spectrale est plus concentrée en basses fréquences pour les petits que les grands et surtout en ML. Concernant les valeurs de fréquence centroidale, en ML, il est remarquable que ces valeurs soient plus grandes pour le groupe petit que pour le groupe grand (figure.53e).

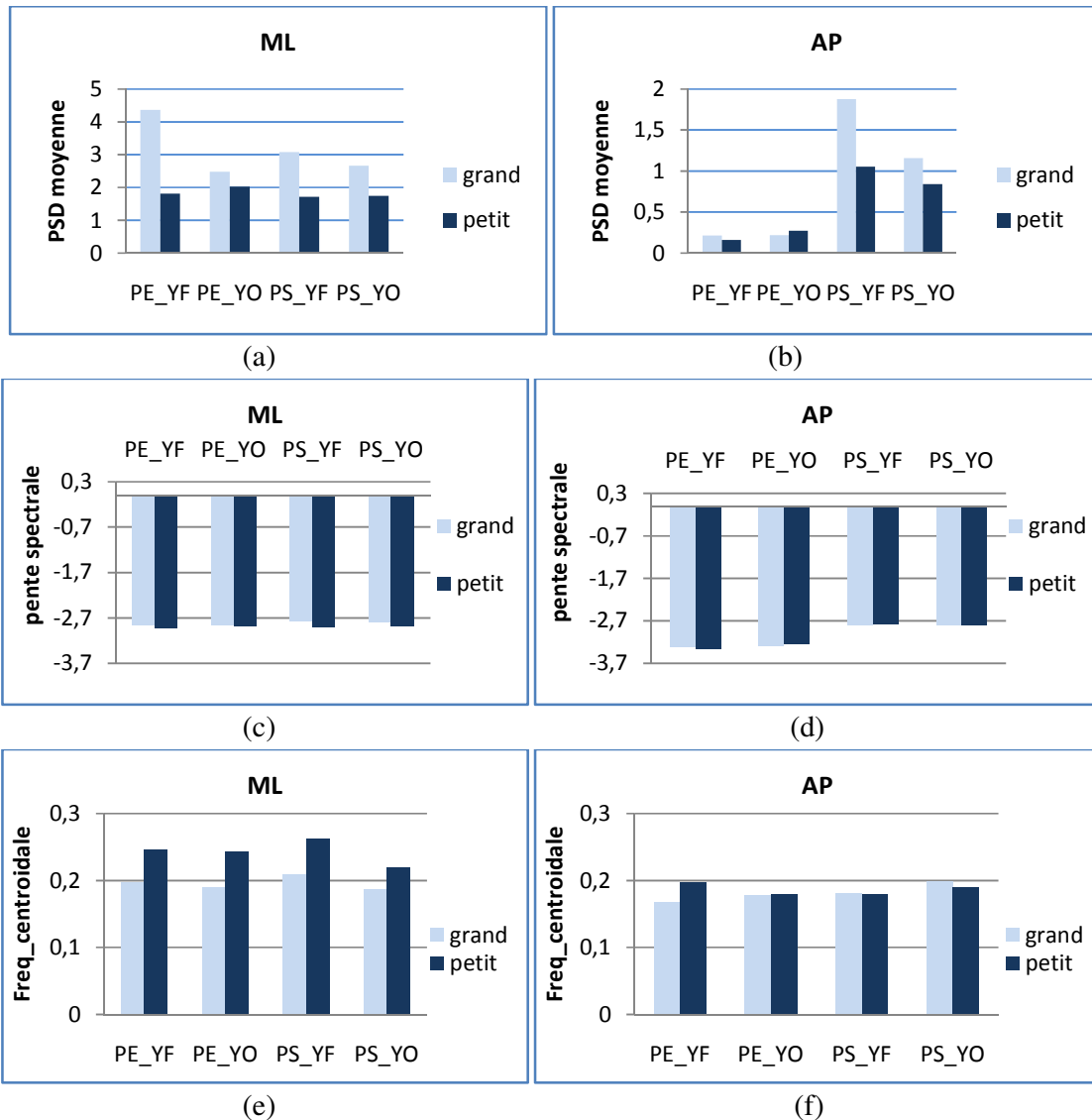


Figure.53 : PSD moyenne en (a) ML, (b) AP, Pente de la régression linéaire du spectre en (c) ML, (d) AP, Fréquence centroidale en (e) ML, (f) AP du CdM pour le groupe des petits et des grands.

3. Analyse stochastique

Dans cette partie nous nous intéressons, à l'analyse stochastique. Nous exposons une étude de la courbe de diffusion du stabilogramme et sa relation avec les processus de régulation de la posture orthostatique. Nous mettons aussi en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur la posture à travers les paramètres stochastiques extraits à partir de la courbe de diffusion notamment les coefficients de Hurst (H1, H2) et le point critique (tc).

La courbe de diffusion du stabilogramme est la courbe de $\langle \Delta x^2 \rangle$ en fonction de Δt c'est le déplacement quadratique moyen entre toutes les paires de points du signal. Elle peut être présentée en échelle linéaire ou logarithmique permettant l'estimation des paramètres ci-dessus décrits.

La figure.54 présente la courbe de diffusion d'un stabilogramme en échelle logarithmique (log-log)

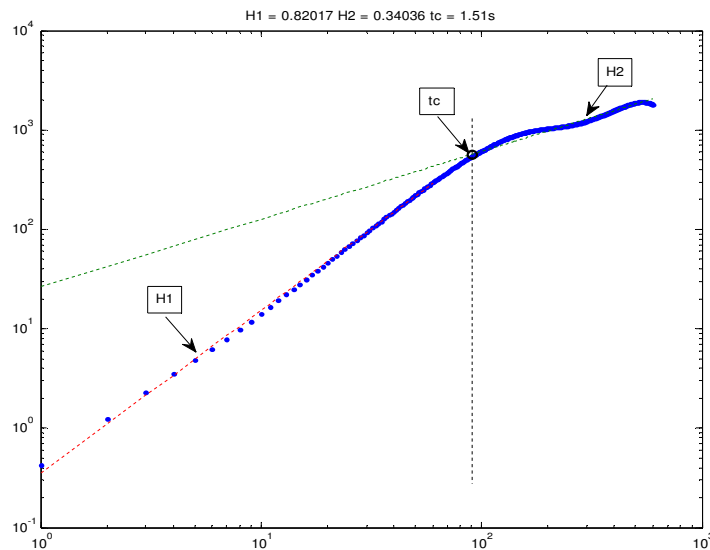


Figure.54 : la courbe de diffusion d'un stabilogramme d'un sujet sain de 32 ans.

D'après cette figure, nous remarquons la présence de deux systèmes dynamiques :

- Système en boucle ouverte (SBO) correspondant à H1 qui est supérieur à 0.5.
- Système en boucle ouverte (SBF) correspondant à H2 qui est inférieur à 0.5.

Ceci montre que la série originale qui est le stabilogramme peut être modélisée par un mouvement brownien fractionnaire (mbf).

Ces deux systèmes sont séparés par un point crucial c'est le temps de critique (tc) (dans ce cas de 1.51s). Selon des recherches antérieures, empiriquement, l'intervalle de temps critique devrait se produire dans les 2,5 secondes [33]. Selon [207], cet intervalle se produit au alentour de 1.88 secondes. Cette différence est probablement due à la diversité des

caractéristiques de la population étudiée par les deux travaux. Donc nous pouvons conclure que la valeur trouvée dans notre étude (1.51 s) reste raisonnable.

3.1 Influence des facteurs sur les processus de régulation posturale.

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence des différents facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) agissant sur les processus de régulation posturale à travers les paramètres stochastiques.

3.1.1 Influence des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle

La courbe de diffusion de stabilogrammes d'un adulte ayant 32 ans en toutes les situations est illustrée par la figure.55 en comparant (a) la valeur de H1 en yeux ouverts et yeux fermés pour les pieds écartés (b) et en comparant la valeur de H1 en yeux ouverts et yeux fermés pour les pieds écartés.

Nous remarquons qu'en absence de vision (YF) la valeur de H1 est plus importante qu'en yeux ouverts (YO). Donc l'effet de persistance est plus important en YF qu'en YO, ce qui permet de dire que pour la période où les yeux sont fermés, le sujet cherche à identifier l'environnement auquel il appartient [1][7][204].

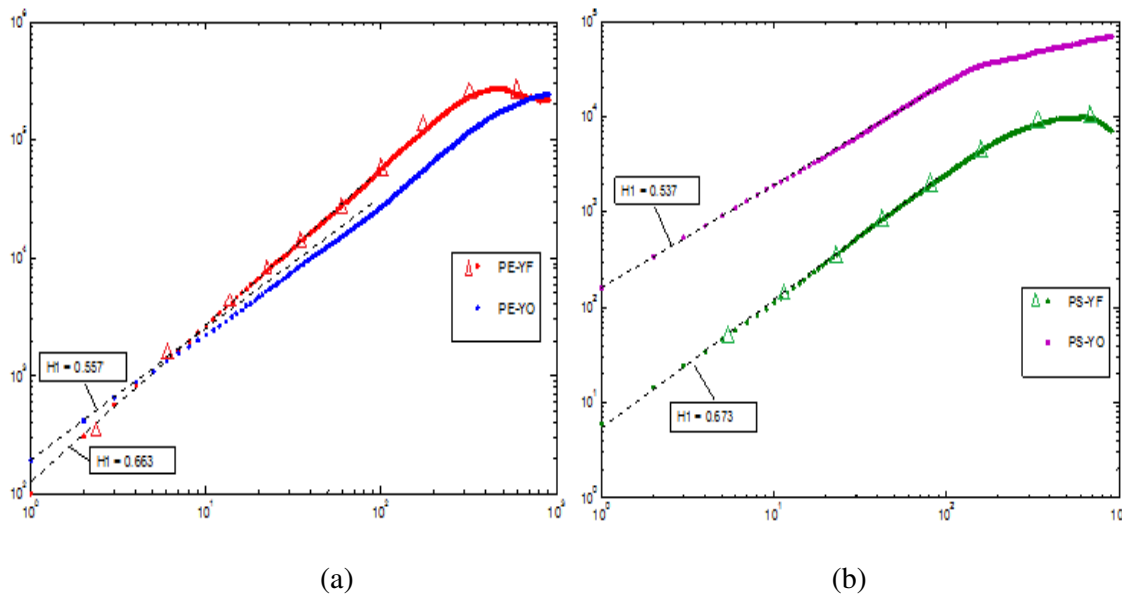


Figure.55 : Comparaison des valeurs du coefficient H1 entre YO et YF pour (a) PE et (b) PS.

Nous étendons cette étude pour tous les sujets afin d'estimer l'influence de différents facteurs sur les paramètres stochastiques (figure.56).

Considérant le paramètre H1, pour toutes les situations et directions, les valeurs de H1 sont supérieures à 0.5 ce qui montre que la série originale est un mouvement brownien fractionnaire (SBO $H1 > 0.5$) (figure.56a). Ces valeurs sont plus importantes en AP qu'en ML pour toutes les situations, ceci montre que l'effet de persistance est plus présent pour un

déplacement antéropostérieur que médiolatéral. De même, en PE, l'effet de persistance est plus fort qu'en PS. En absence de vision (YF) les valeurs de H1 sont plus grandes qu'en yeux ouverts (YO).

Concernant le paramètre H2, pour toutes les situations et directions, les valeurs de H2 sont inférieures à 0.5 ce qui met en évidence la notion de système dynamique en boucle fermée (SBF ; $H2 < 0.5$) (figure.56b). Nous ne pouvons donc rien conclure quant à l'effet des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle. Ce qui permet de dire qu'en boucle fermée ces entrées n'ont pas d'effets significatifs.

Pour le paramètre t_c , les valeurs de temps critique ne présentent pas de différences significatives en rapport avec la vision, la proprioception et la direction (figure.56b). Ceci indique que l'intervalle du temps critique est indépendant de la condition visuelle [204]. Il est encore indépendant du placement des pieds et de la direction.

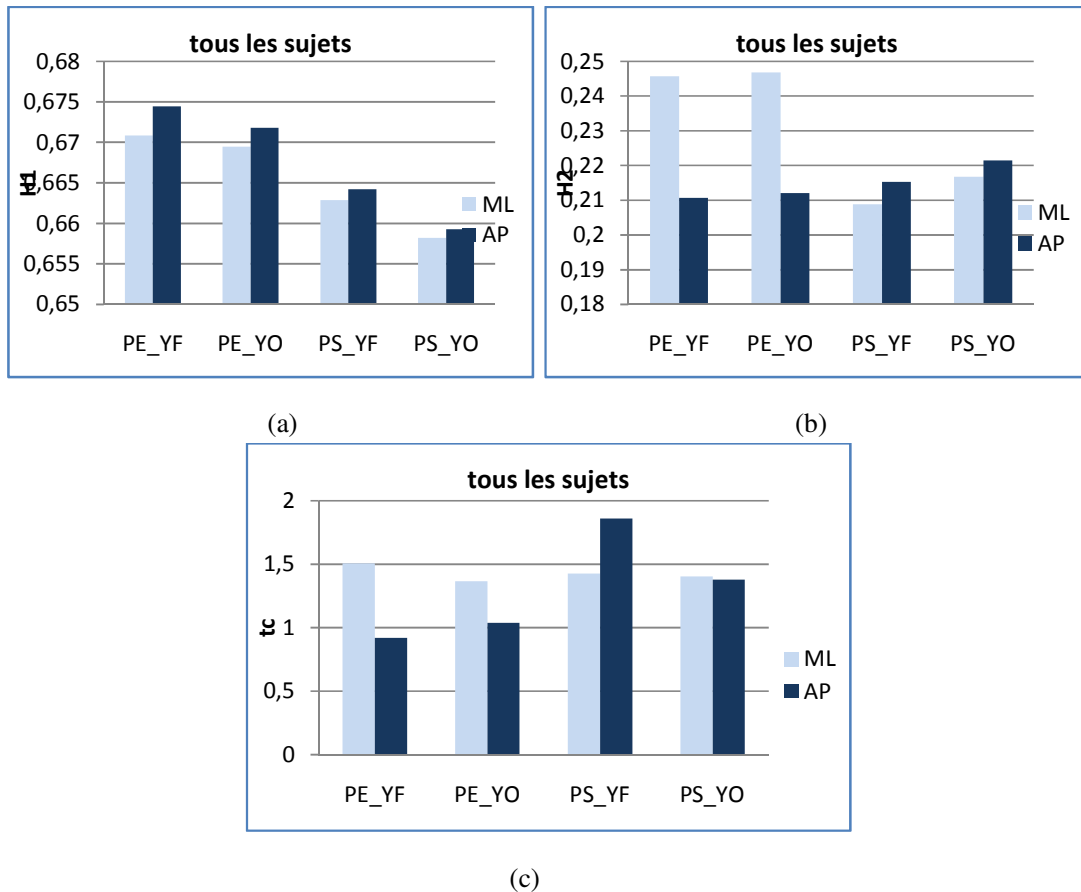


Figure.56 : (a) coefficient H1, (b) coefficient H2 et (c) temps critique t_c pour tous les sujets.

3.1.2 Influence de l'âge

Dans cette partie, nous mettons en évidence l'influence du facteur âge (figure.57) sur la stabilité à travers les paramètres stochastiques.

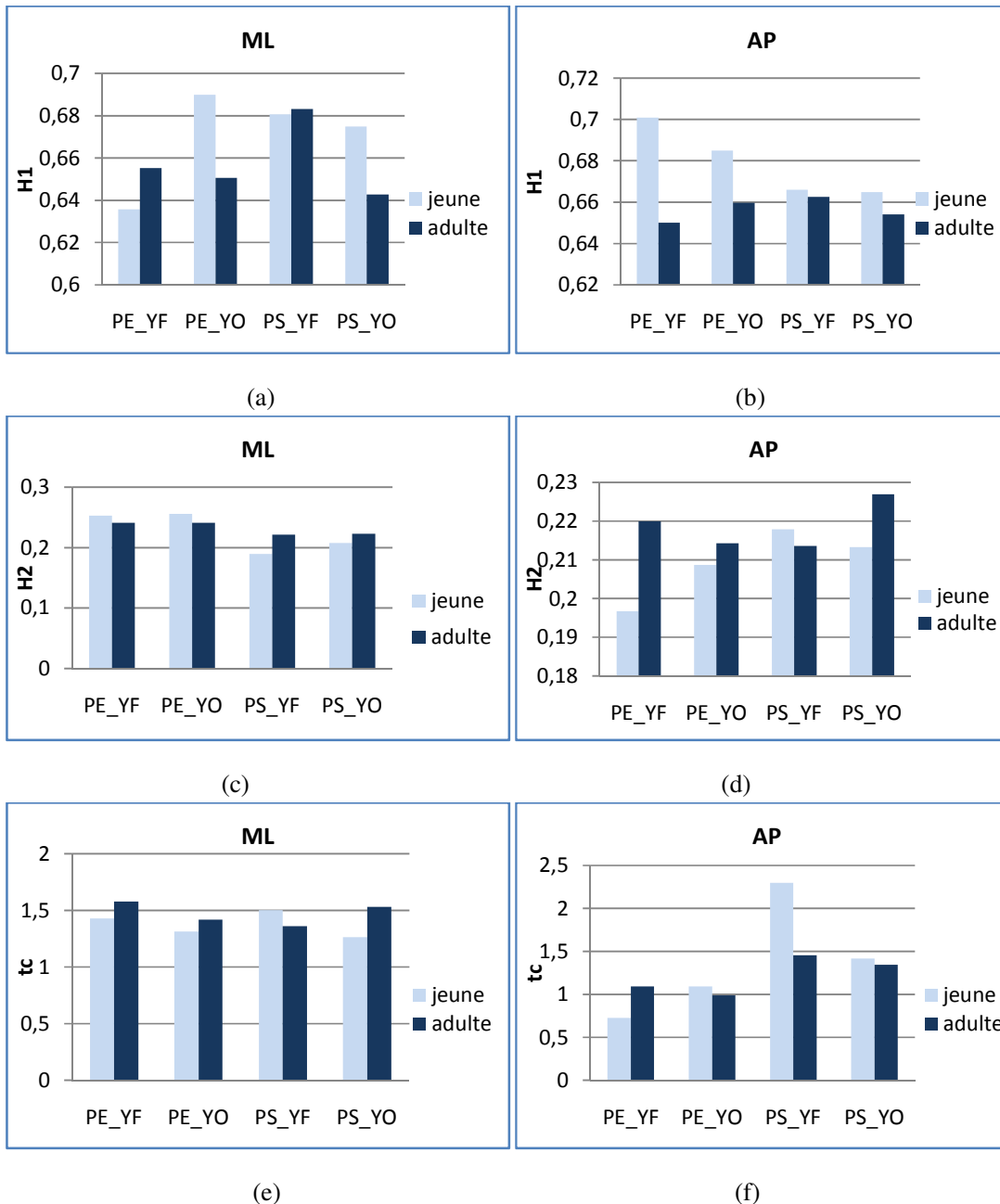


Figure.57 : Coefficient H1 en (a) ML, (b) AP, Coefficient H2 en (c) ML, (d) AP et temps critique t_c en (e) ML, (d) en AP pour les groupes jeune et adulte.

Nous remarquons qu'il n'y a pas de différences significatives pour les valeurs de H1, H2 et t_c entre les 2 groupes : jeune et adulte. Nous ne pouvons rien conclure quant à l'effet de l'âge sur les paramètres stochastiques pour cet intervalle d'âge de notre étude [19..42ans]. Pourtant, pour un autre intervalle d'âge, et en comparant les âgées avec les jeunes, il a été montré que les âgées ont un temps critique moyen inférieur à celui des jeunes montrant qu'ils contrôlent plus fréquemment leur posture que les jeunes [204]. Il a été montré aussi que les âgées présentent un coefficient de Hurst (H1) plus grand que les jeunes due à ce que les jeunes sont

plus stables que les âgées. Ils montrent aussi que le paramètre H2 n'est pas significatif pour la caractérisation de l'effet de l'âge [7][79][204].

3.1.3 Influence du genre

Nous étudions l'influence du genre sur la régulation posturale à travers les paramètres stochastiques.

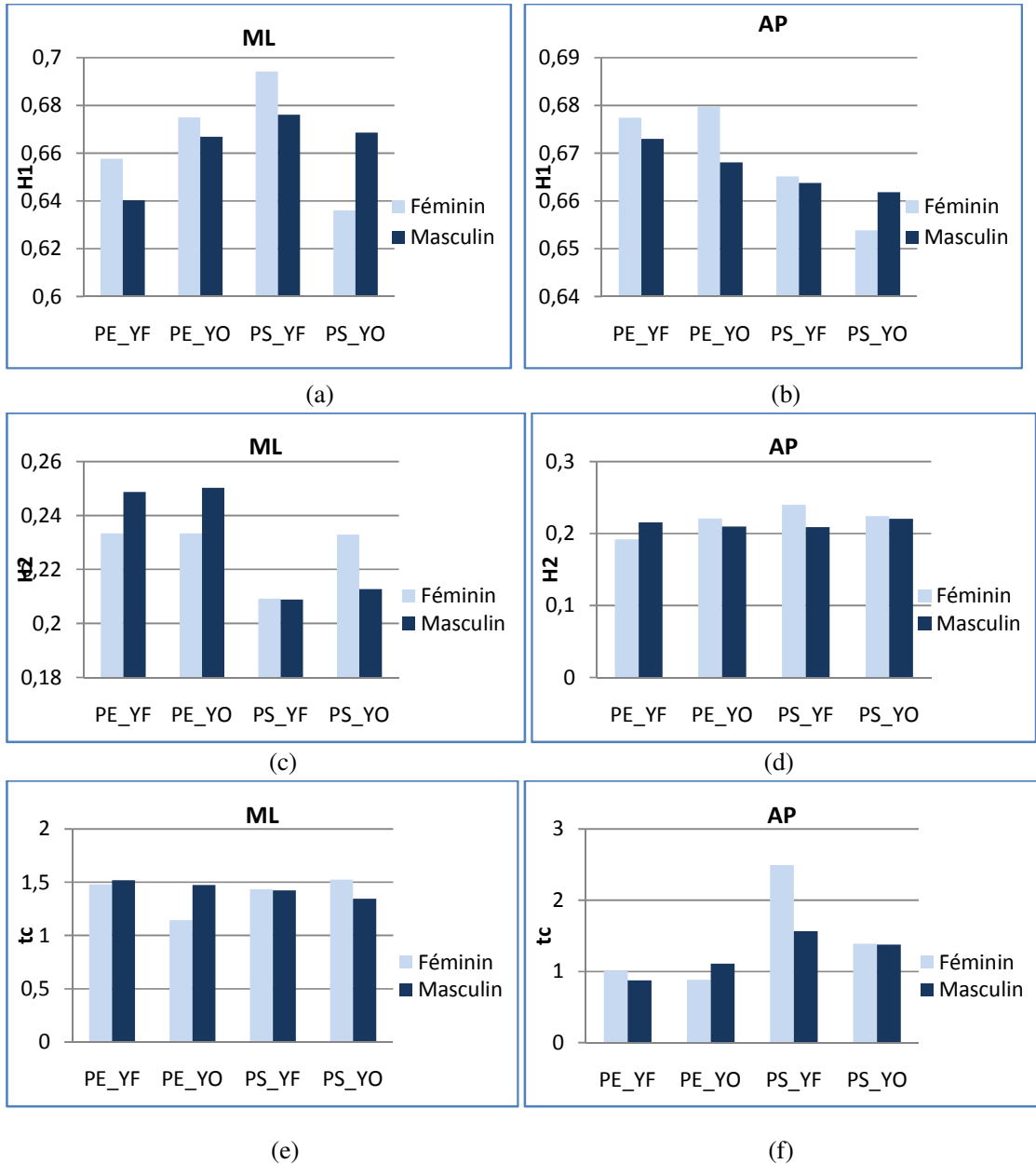


Figure.58 : Coefficient H1 en (a) ML, (b) AP, Coefficient H2 en (c) ML, (d) AP et temps critique tc en (e) ML, (f) en AP pour les groupes féminin et masculin.

Nous remarquons qu'il n'y a pas d'effet significatif du genre sur les valeurs des paramètres stochastiques (figure.58). Pour les paramètres stochastiques, le facteur genre n'a pas d'effet significatif [1].

3.1.4 Influence des caractéristiques anthropométriques

Nous étudions l'influence du poids (figure.59) et de la taille (figure.60) sur la régulation posturale à travers les paramètres stochastiques.

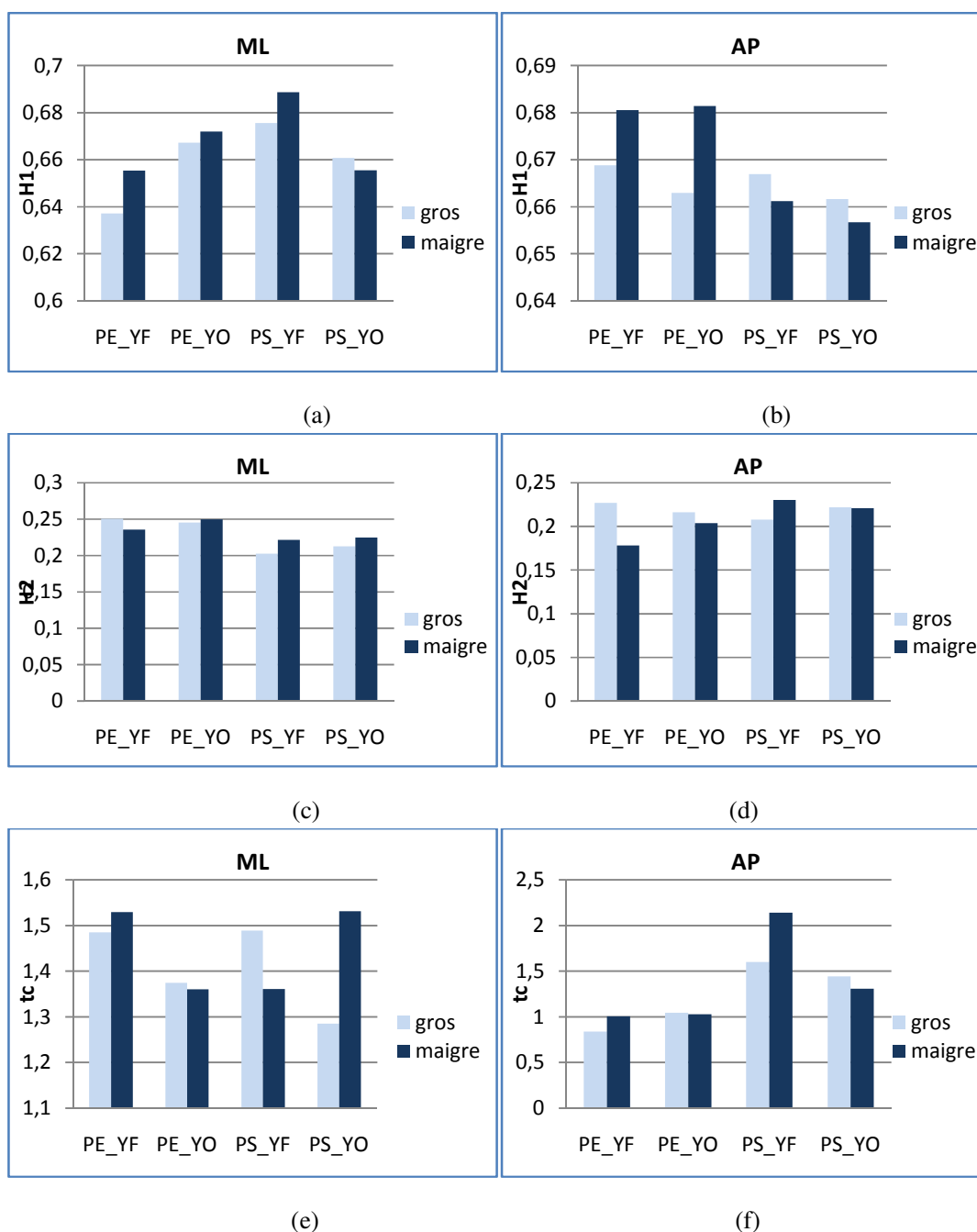


Figure.59 : Coefficient H1 en (a) ML, (b) AP, Coefficient H2 en (c) ML, (d) AP et temps critique t_c en (e) ML, (f) en AP pour les groupes gros et maigre.

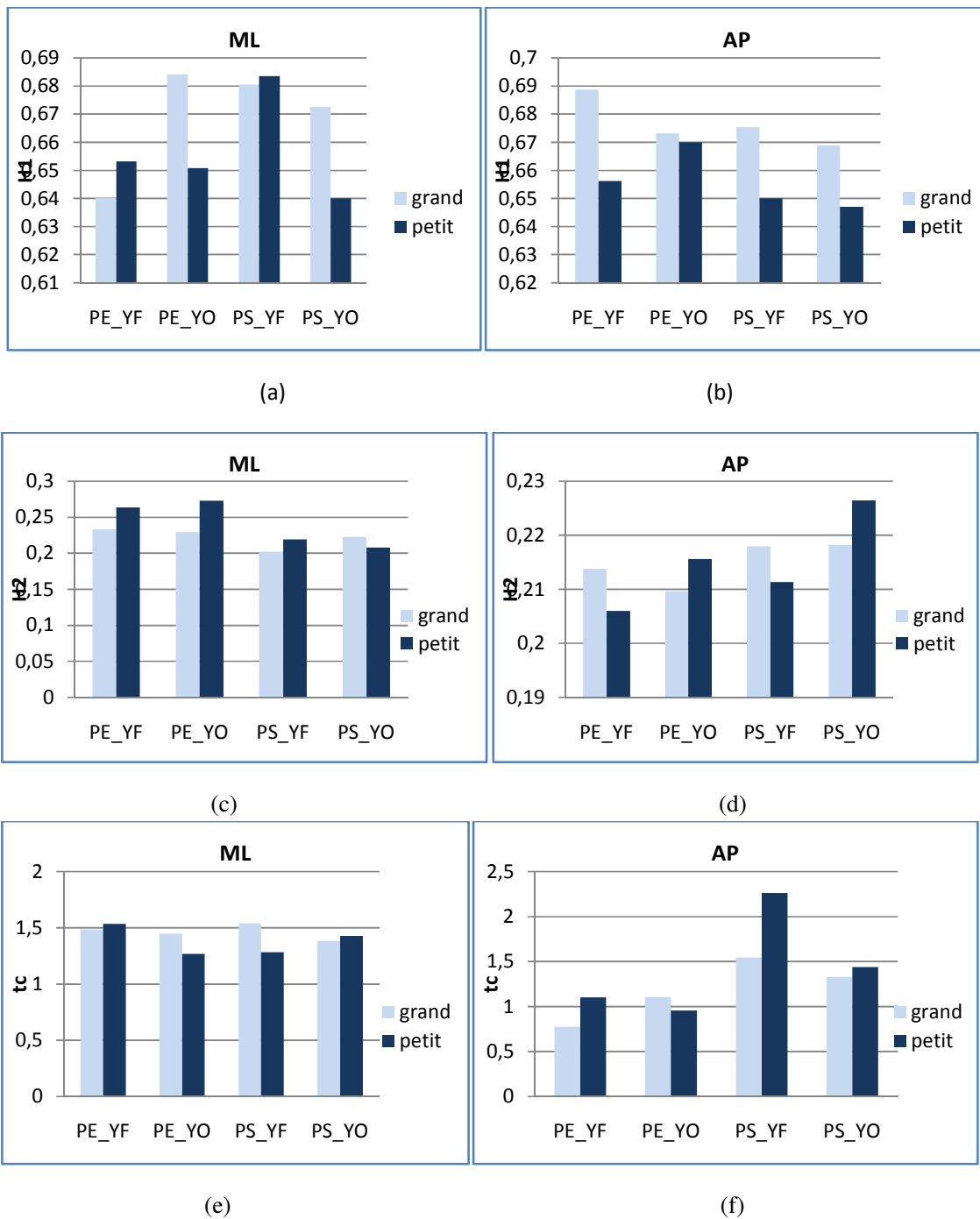


Figure.60 : Coefficient H1 en (a) ML, (b) AP, Coefficient H2 en (c) ML, (d) AP et temps critique t_c en (e) ML, (f) en AP pour les groupes grand et petit.

Nous remarquons qu'il n'y a pas d'effet significatif des facteurs anthropométriques : taille et poids, sur les valeurs des paramètres stochastiques (figure.59) (figure.60).

4. Synthèse

Dans cette partie nous avons étudié l'effet des facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) sur la qualité d'équilibre postural à travers les analyses temporelle, spectrale, temps-fréquence et stochastique. A partir de cette étude, nous avons remarqué que chacune de ces analyses a son apport en termes de qualification de l'équilibre posturale. L'analyse temporelle permet d'estimer la qualité de l'équilibre ainsi que la quantité d'énergie nécessaire à son maintien. L'analyse spectrale sert à caractériser les spectres de fréquence sur des bandes de fréquence particulières. L'analyse temps-fréquence permet de donner la localisation temporelle des composantes fréquentielles représentées par les pics du spectre. L'analyse stochastique renseigne sur les mécanismes sous jacents au contrôle de la posture et investis dans la régulation de la position orthostatique. Néanmoins se sont les analyses temporelle et spectrale qui ont le mieux mis en évidence l'effet des différents facteurs sur la qualité d'équilibre.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué des études temporelle, spectrale et stochastique sur les stabilogrammes. L'étude des résultats de ces analyses permet de mieux comprendre les mécanismes liés à la régulation de la posture orthostatique et de définir les effets de certains facteurs (vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids) sur la stabilité posturale. Néanmoins, les méthodes d'analyses classiques présentées dans ce chapitre ne sont pas suffisantes pour envisager une étude fiable et sensible du système postural. Dans le chapitre suivant, nous utilisons deux méthodes de décompositions (Décomposition ACP et la décomposition en ondelettes) afin d'envisager une analyse plus fine du processus d'équilibre postural.

Chapitre 3 :

Analyse Stabilométrique par Décompositions

Introduction

Vu la non-linéarité et la complexité de la structure du signal stabilométrique, de nombreuses études antérieures ont utilisé différentes méthodes de décompositions dans le but de faciliter son analyse. Parmi ces méthodes utilisées, nous distinguons : l'analyse spectrale de Fourier, l'approche en ondelettes, la décomposition empirique modale, la décomposition de Zatsiorsky et Duarte, et l'analyse en composantes principales.

Ce chapitre présente certaines méthodes de décomposition utilisées pour l'analyse du signal stabilométrique et s'intéresse particulièrement à deux méthodes de décomposition du signal posturographique : l'analyse en composantes principales (ACP) qui décompose le stabilogramme en une tendance, un signal d'excursion et un signal de tremblements et la décomposition en ondelettes qui décompose le signal en signaux de détails et signaux d'approximation.

I. Méthodes de décomposition

L'analyse spectrale de Fourier, la décomposition en modes empiriques (EMD), la décomposition de Zatsiorsky et Duarte, la décomposition en ondelettes et la décomposition en composantes principales (ACP) font parties des principales méthodes de décomposition existantes.

- **L'analyse spectrale de Fourier** est une analyse linéaire de signaux stationnaires. Elle décompose une série temporelle en composantes sinusoïdales d'amplitude fixe. La décomposition est totale dans la base orthogonale. De nombreuses études ont utilisé les différences dans les spectres de Fourier et des mesures Standards de Fourier pour quantifier la dynamique de la stabilité posturale [100][159]. Il a été observé par exemple que la puissance moyenne de Fréquence (MPF) augmente avec les yeux fermés reflétant un changement rapide dans le déplacement du CdP [40]. Certes les mesures issues de cette analyse sont utilisées régulièrement et peuvent être utiles en tant que bio marqueurs de la dégradation du contrôle postural [194]. Mais cependant, l'analyse spectrale de Fourier reste une décomposition non adaptative dans l'étude du contrôle postural dans la mesure où le spectre de Fourier ne permet pas d'entrevoir l'aspect temporel à une résolution fréquentielle considérée et que même dans un cas stationnaire, l'analyse spectrale de Fourier ne donne pas une représentation efficace que dire pour un signal non stationnaire tel que le stabilogramme [61].
- **La décomposition empirique modale (EMD)** permet de décomposer le signal en une tendance correspondant à la dérive à long terme du signal initial et en un nombre fini de modalités sur une base de fonctions non linéaires extraites des données elles-mêmes [84]. Ces modalités sont appelées modes de fonctions intrinsèques (IMF). Chaque modalité représente un processus élémentaire associé à un temps caractéristique donc chaque modalité présente des caractéristiques très strictes. Cette décomposition est totale, (quasi) orthogonale, locale dans le temps. Elle est particulièrement bien adaptée à l'étude des signaux non stationnaires issus de

systèmes non linéaires tel que le signal stabilométrique et présente l'intérêt de réaliser un découpage par bandes de fréquences distinctes [61]. De ce fait nombreuses études antérieures ont utilisé cette méthode de décomposition pour l'analyse stabilométrique. Des paramètres extraits des (IMFs) issues de signaux stabilométriques ont permis de distinguer entre des jeunes et des vieux sujets [8]. L'analyse des courbes de diffusion des modalités constituant le signal stabilométrique a permis aussi d'extraire des paramètres dynamiques caractérisant l'influence de l'écartement des pieds, de la vision et de la direction sur la stabilité posturale [62]. Certes cette méthode est adaptative pour les signaux non stationnaires issus de systèmes non linéaires comme le stabilogramme et qu'elle a aboutit à des résultats intéressants dans le domaine de l'analyse stabilométrique mais elle présente l'inconvénient de décomposer le stabilogramme en des composantes n'ayant pas un réel sens physique.

- **La décomposition de Zatsiorsky et Duarte** consiste à décomposer le stabilogramme en deux composantes distinctes qui sont l'excursion et le tremblement [203]. L'excursion présente le mouvement du point de référence mobile par rapport auquel l'équilibre du corps est instantanément maintenu. Le tremblement reflète les oscillations du corps autour de la trajectoire du point de référence. Cette méthode a permis d'étudier la migration du point d'équilibre instantanée au cours de la position orthostatique [202]. Elle a permis aussi de montrer que l'augmentation du balancement postural peut être causée par la perte d'équilibre dans des conditions instables [203]. Cette méthode a révélé d'importants résultats dans le domaine de l'analyse posturale mais ceci reste très restreint et limité du fait que le nombre de composants issus de cette méthode est petit (deux composants seulement) donc les informations qu'ils peuvent contenir sont peu suffisantes pour avoir une étude approfondie et précise.

L'approche en ondelettes permet de décomposer une série temporelle en ondelettes locales dilatées et translatées en temps. C'est une analyse temps-échelle ou encore multi-échelle. Cette décomposition est totale dans une base pas nécessairement orthogonale. L'analyse par ondelettes est un outil très efficace pour l'étude de signaux non stationnaires à de multiples niveaux de résolution [3][119][185]. Il a été démontré que l'utilisation des ondelettes permet de révéler des phénomènes d'échelles dans les systèmes naturels de façon plus pertinente que la plupart des autres méthodes habituellement employées [122][188].

De ce fait, cette méthode est très utile en domaine d'analyse du contrôle postural et de la stabilité d'autant plus qu'en contrôle postural plusieurs boucles de rétroaction neuromusculaires agissent à différentes échelles temporelles et qui ne sont pas visibles durant la série temporelle en entier mais sont plutôt intermittentes [29].

Nombreuses études antérieures ont utilisé de façons différentes la décomposition en ondelette pour caractériser la dynamique posturale et ont aboutit à des résultats utiles pour identifier les changements dans le contrôle de la posture dus au vieillissement, à la maladie et à différents facteurs agissant sur la qualité d'équilibre postural. L'analyse

en ondelettes a été utilisée pour examiner les valeurs de cohérence entre le mouvement du CdP et les ajustements posturaux [177]. Cette méthode a permis de distinguer l'effet de l'âge et de la vision sur la qualité d'équilibre à différents niveaux d'échelles temporelles à travers le paramètre énergie [29]. L'analyse en ondelettes a été aussi utilisée pour évaluer aussi les effets de la localisation de la fatigue musculaire sur la stabilité lors de la position debout [204].

- **L'analyse en composantes principales (ACP)** permet de décomposer un signal en différentes composantes appelées composantes principales en perdant le moins d'informations possibles. Elle est totale et orthogonale. Cette méthode est très utile pour les signaux à structure complexe et non stationnaires tel que le stabilogramme. L'ACP permet de décomposer le stabilogramme en trois composantes notées : tendance, excursion et tremblement [62]. Cette méthode est utilisée pour l'étude spectrale des tremblements et la relation avec des phénomènes physiques, l'analyse de la diffusion du tremblement et aussi l'analyse de la phase des composantes et des fluctuations de phase en rapport avec la dynamique postural [62]. En plus de l'importance et de la pertinence des résultats aboutis par cette méthode, elle présente aussi l'avantage de décomposer le stabilogramme en des composantes ayant un réel sens physique.

Parmi l'ensemble de ces méthodes nous avons choisi d'utiliser la décomposition en ondelettes et la décomposition ACP pour l'analyse du contrôle postural et de la stabilité vu leurs performances dans ce domaine et dans l'analyse des signaux non stationnaires issus de processus non linéaires tel que le stabilogramme.

1. La décomposition ACP

1.1 Principe

Cette décomposition considère le signal stabilométrique comme la superposition de plusieurs signaux admettant des caractéristiques différentes (modèle additif). Le signal stabilométrique est considéré comme étant issu d'un système dynamique composé de sous-systèmes dynamiques différents pouvant être différenciés par des caractéristiques temporelles et dimensionnelles que sont le temps τ_e et la dimension D_e de plongement déduit de la méthodes des faux proches voisins [62].

Cette décomposition est faite en deux étapes. La première étape consiste à considérer le signal comme étant la composition d'un signal déterministe à fluctuations lentes et d'un signal chaotique de plus hautes fréquences. Les deux signaux doivent présenter des caractéristiques temporelles et dimensionnelles différentes à savoir la dimension de plongement D_c du signal chaotique dans l'espace des phases qui doit être plus élevée que la dimension D_d du signal déterministe. Ainsi, la représentation du signal composé dans un espace des phases de dimension D_r , telle que $D_r > D_d$, permet de ne conserver que le signal issu du système déterministe et ceci suite à une projection sur les D_p premiers axes principaux, obtenus par analyse en composantes principales. Les axes correspondant aux dernières valeurs contiennent principalement les valeurs du signal hautes fréquences.

Ainsi il est nécessaire de connaître le temps de plongement τ_e du signal déterministe pour sa représentation dans l'espace des phases. Pour déterminer ce temps, il convient de procéder par itération : un temps τ est estimé à partir du signal initial, puis, une première projection est réalisée donnant lieu à une première estimation du signal déterministe, puis une nouvelle estimation de τ est réalisée et une nouvelle projection est entreprise. Cette procédure est répétée tant que le signal projeté n'est pas dépourvu de tout changement dû à la composante comportant les plus hautes fréquences. La décomposition est considérée obtenue si la projection ne modifie pas ou peu le signal obtenu à l'itération précédente. Les dimensions de plongement D_r et D_p restent inchangées durant toute la procédure.

Finalement, la composante comportant les plus hautes fréquences du signal stabilométrique est extraite après la soustraction du signal original, le signal obtenu après les projections successives (Figure.61). Cette composante est appelée "tremblements" [62].

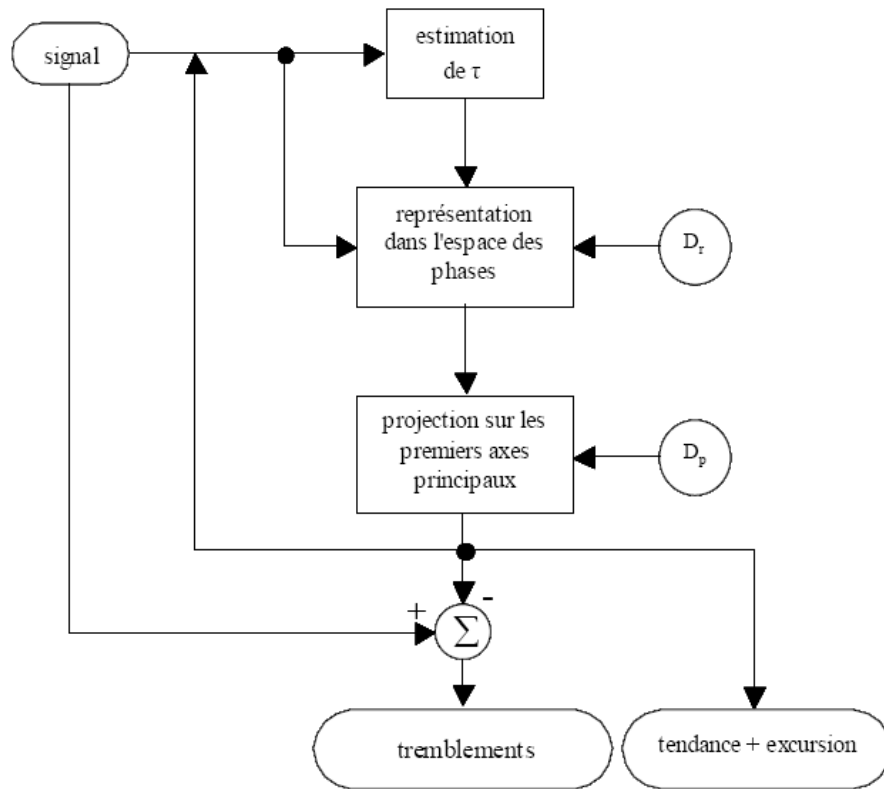


Figure.61 : Organigramme de la décomposition du stabilogramme en signal déterministe (tendance + excursion) et tremblements [62].

Les résultats de cette première décomposition est le signal des tremblements et un signal composé de la tendance et du signal d'excursion (Figure.62).

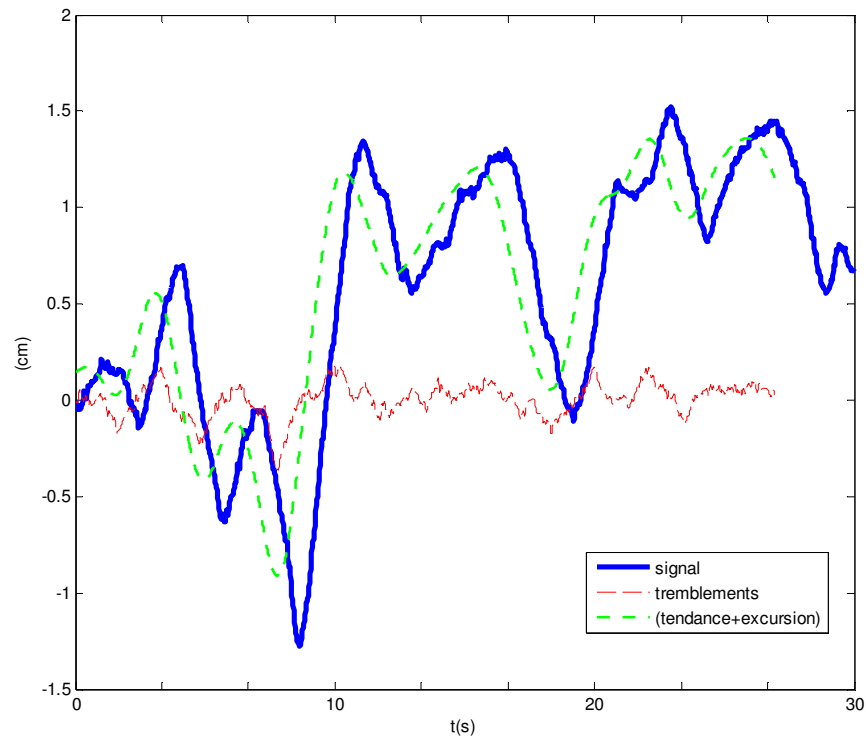


Figure.62 : Signaux résultants de la décomposition du stabilogramme en signal déterministe (tendance + excursion) et tremblements.

La deuxième étape consiste à séparer la tendance de l'excursion par approximation polynomiale d'ordre N [61]. (Figure.63).

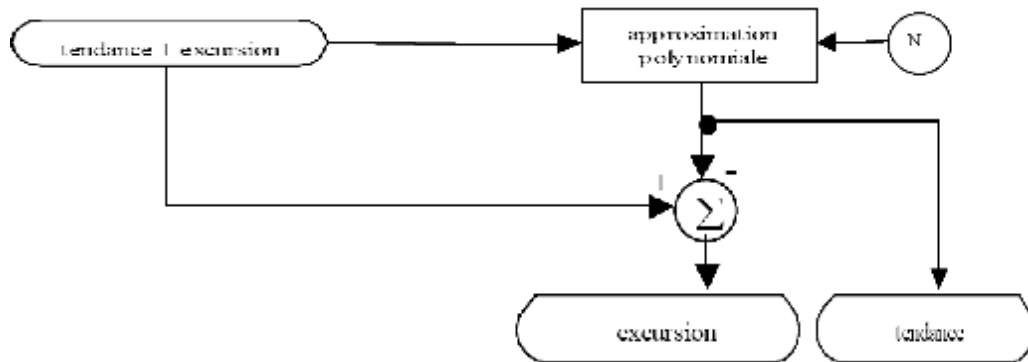


Figure.63 : Organigramme de la décomposition du signal déterministe en tendance et excursion [62].

Ainsi, nous disposons des trois signaux (tendance, excursion et tremblement) issus de la décomposition ACP (Figure.64).

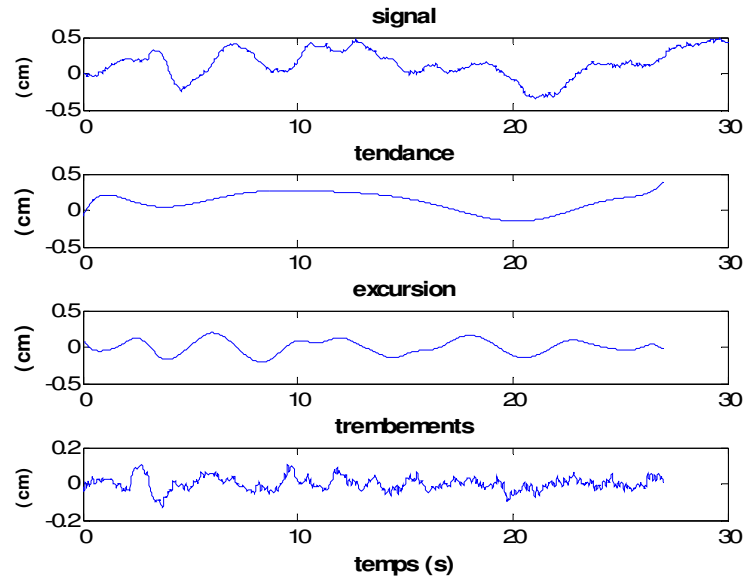


Figure.64 : Signaux résultants de la décomposition ACP du signal stabilométrique.

1.2 Analyse de la phase

La phase d'un signal est un paramètre très pertinent. Cependant, dans le cas de signaux à structures complexes, la phase n'est pas toujours définie. Ceci peut être illustré en visualisant la trajectoire dans le plan complexe d'un signal $z(t)$ [62][64]. Pour un signal réel donné $s(t)$, on peut considérer un signal analytique défini par :

$$z(t) = s(t) + i \cdot h(t) \quad (25)$$

$s(t)$ est le signal original et $h(t)$ est la transformée de Hilbert de $s(t)$ défini par :

$$h(t) = \frac{1}{\pi} \text{P.V} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (26)$$

où P.V est la valeur principale de Cauchy [6].

A partir de ceci il est possible de représenter la trajectoire dans le plan complexe (s, h, t) et la projection sur le plan (s, h) d'un stabilogramme $s(t)$ (Figure .65).

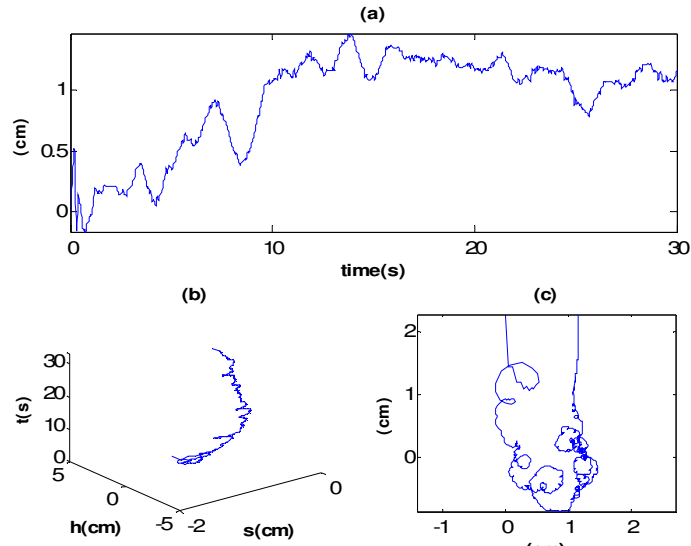


Figure.65 : (a) trace du stabilogramme $s(t)$, (b) trajectoire dans le plan complexe (s,h,t) , (c) projection sur le plan (s,h) .

Par ailleurs, $z(t)$ peut être écrit sous la forme :

$$z(t) = a(t) \cdot e^{i\phi(t)} \quad (27)$$

où $A(t)$ est l'amplitude instantanée de l'enveloppe de $s(t)$, et où $\phi(t) = \arctg(h/s)$ correspond à la phase instantanée de $s(t)$ dans le cas où celle-ci est définie [62].

Des variations négatives de $\phi(t)$ sont visibles sur la courbe représentation de la phase d'un signal stabilométrique (Figure.66).

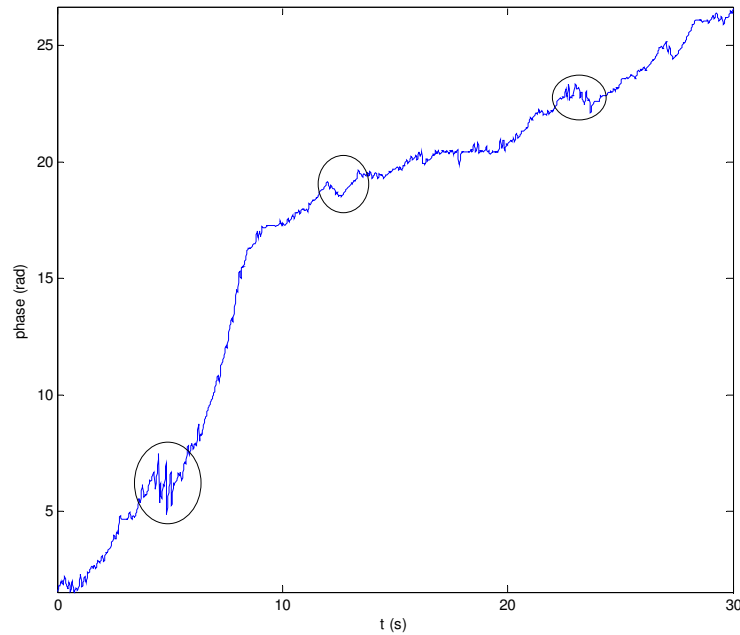
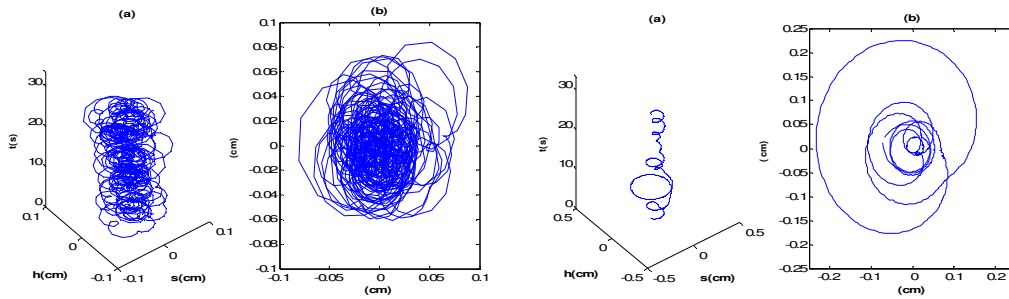


Figure.66: Représentation de la phase instantanée d'un signal stabilométrique faisant apparaître des variations négatives.

Cet aspect est en contradiction avec une des propriétés de la phase qui est d'être une fonction monotone croissante. En effet, dans le cas contraire cela supposerait l'existence de valeurs de fréquences négatives.

L'ACP nous a permis de décomposer le signal stabilométrique en composantes distinctes. Les composantes, excursion et tremblements, issues de cette décomposition disposent de trajectoires dans le plan complexe présentant quant à elles un unique centre de rotation ce qui signifie l'existence d'une phase propre (Figure.67).



(1) Figure.67 : (a) trajectoire dans le plan complexe (s, h, t) , (b) projection sur le plan (s, h) du tremblement et (2) excursion.

A partir de cette propriété de centre de rotation unique on définit le paramètre surface du cercle par lequel passe 95% des points du lacet de phase (Figure.68).

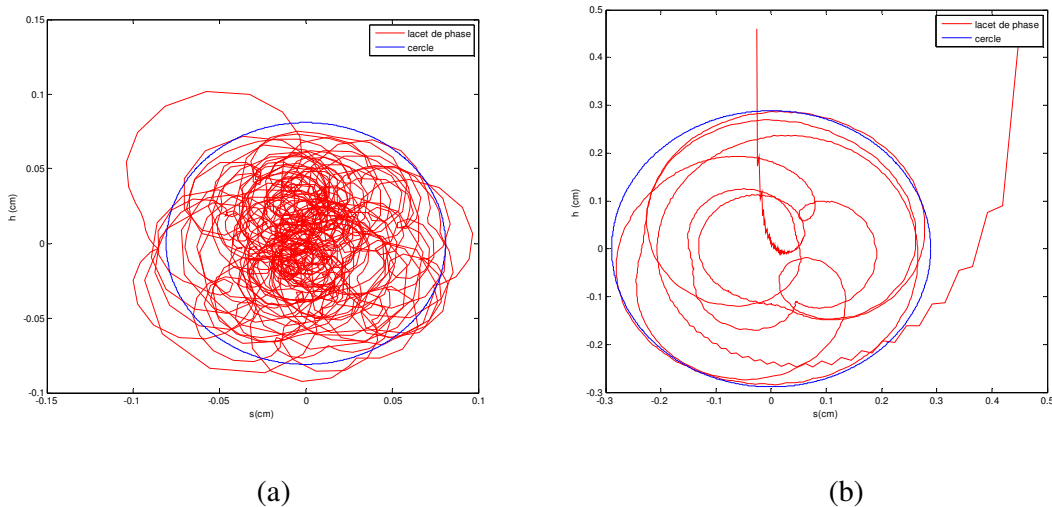


Figure.68 : projection du lacet de phase du (a) tremblement et (b) excursion, sur le plan (s, h) et cercle par lequel passe 95% des point du lacet de phase.

Une représentation des phases pour les tremblements et l'excursion est illustrée par la Figure.69.

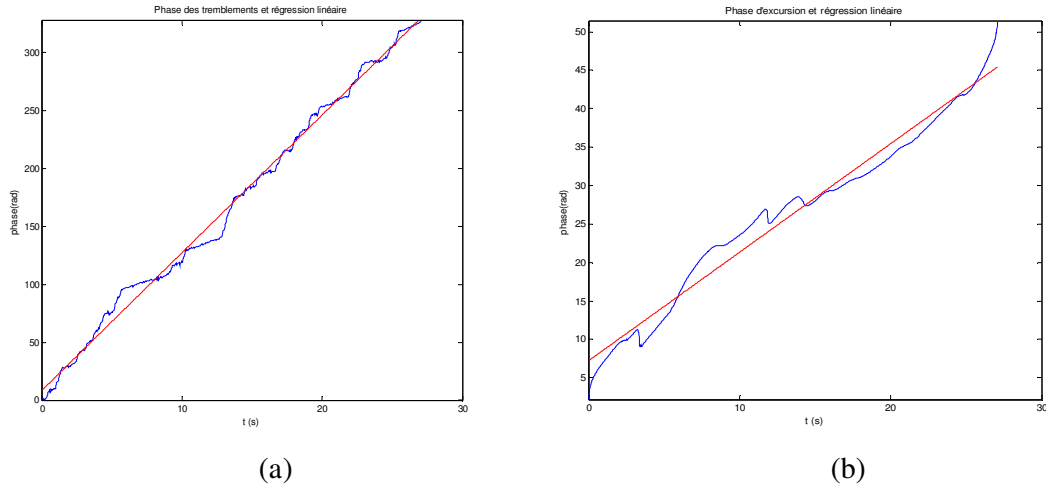


Figure.69 : Courbes de phase instantanée pour le signal (a)tremblements et (b) excursion.

Les courbes présentent chacune une régression linéaire. La phase propre peut être estimée à partir de la courbe de phase instantanée par une régression linéaire. La pente de la droite de régression donne la valeur de la pulsation propre associée à chacune des composantes (Figure.70).

De manière générale, la phase est définie par :

$$P_k(t) = W_k \cdot t + F_K(t) \quad (28)$$

Où $P_k(t)$: la phase en fonction du temps.

W_k : la pulsation propre.

$F_K(t)$: courbes des fluctuations de phase.

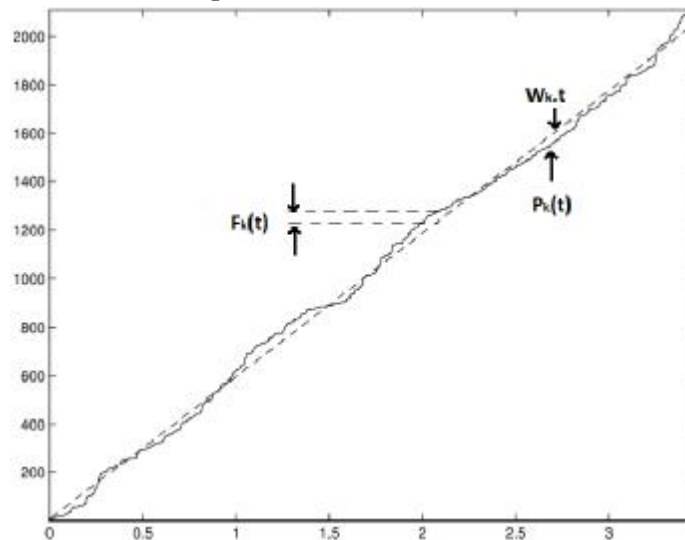
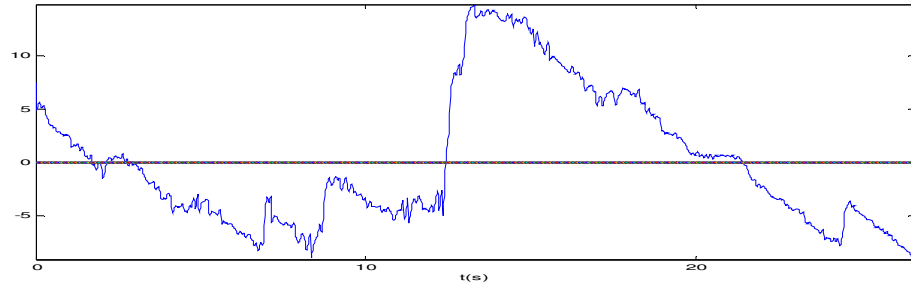


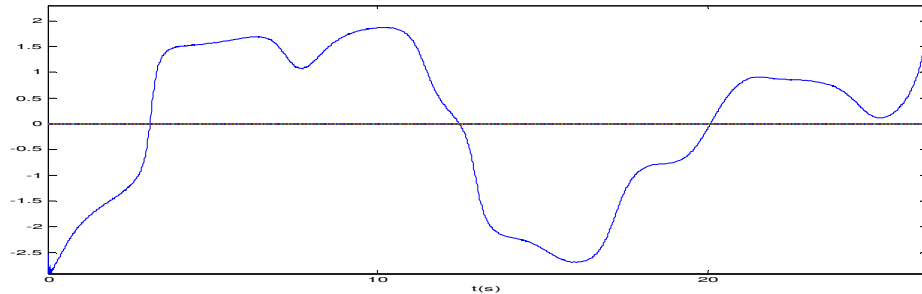
Figure.70 : Illustration de phase ainsi que la pulsation propre et les fluctuations de phase.

Nous pouvons nous intéresser à la fonction de fluctuation de phase $F_K(t)$.

Les courbes de fluctuations de phase relatives aux tremblements et excursion présentent une texture brownienne (Figure.71).



(a)

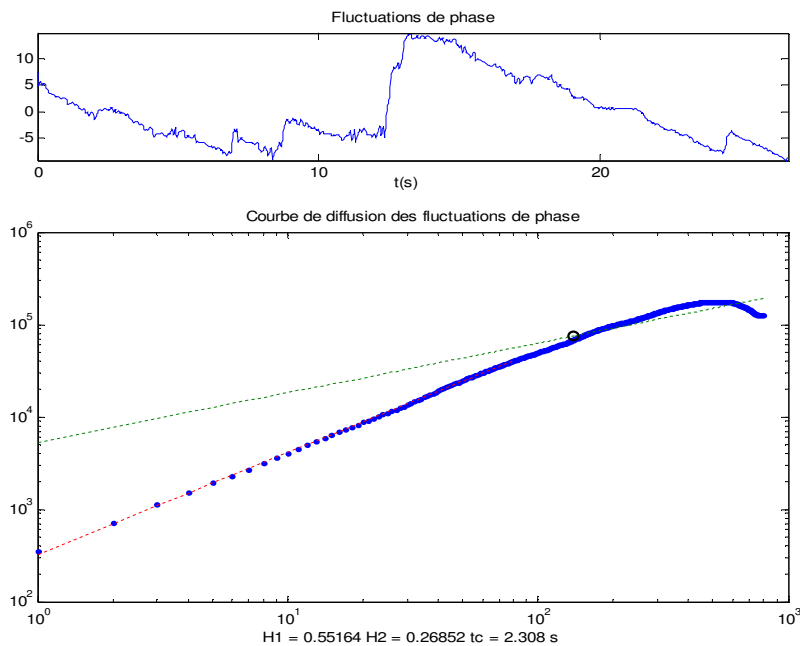


(b)

Figure.71: courbes des fluctuations de phase pour (a) tremblement et (b) excursion.

Les courbes de diffusion des fluctuations de phase (Figure.72) montrent clairement l'existence de deux régions linéaires permettant de définir deux régions correspondant chacune à une valeur de H :

- Région à court terme correspondant à $H1 > 0.5$.
- Région à long terme correspondant à $H2 < 0.5$.



(a)

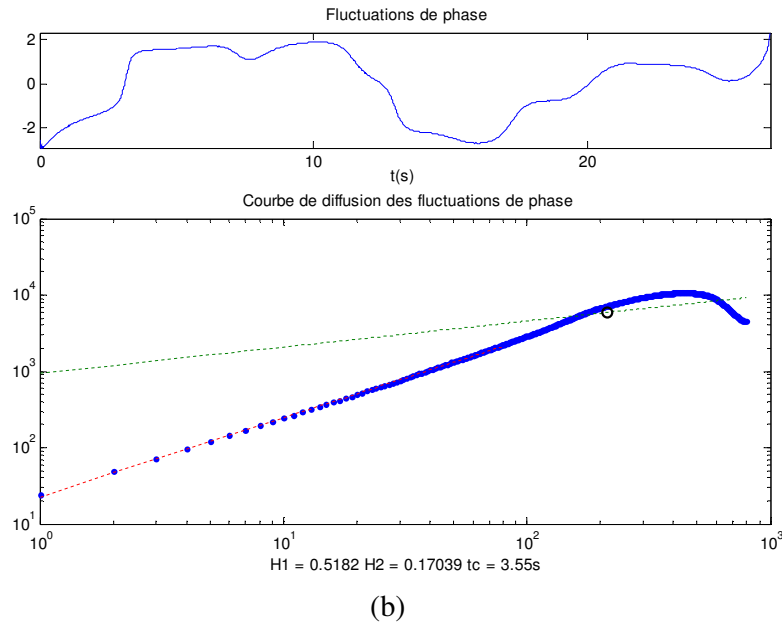


Figure.72 : Fluctuations de phase et courbe de diffusion de fluctuation de phase correspondant avec les valeurs de H1, H2, et tc pour (a) tremblements et (b) excursion.

De plus, nous notons que les valeurs du couple (H1, H2) pour le tremblement sont plus élevées que pour l'excursion.

Ces premiers résultats obtenus suggèrent fortement que les fluctuations de phase instantanée des composants excursion et tremblements du signal stabilométrique sont des processus browniens fractionnaires. Ceci est similaire à ce qu'a trouvé l'étude [61] pour les modes empiriques du stabilogramme montrant qu'il existe une augmentation du couple (H1, H2) avec le rang du mode et que les fluctuations de phase instantanée des modes intrinsèques du signal stabilométrique sont des processus browniens fractionnaires. Ce résultat est cohérent étant donné la correspondance montrée dans l'étude [61] entre le signal des tremblements et les cinq premiers modes issus de la décomposition EMD du signal stabilométrique.

1.3 Analyse spectrale

D'après les résultats du chapitre 2, le contenu spectral se situe dans la bande fréquentiel [0 - 10Hz]. Une analyse des spectres du stabilogramme ainsi que ces composantes issus de la ACP dans cette bande montre qu'il y a un changement dans le comportement spectral entre la bande [0-2 Hz] et la bande [2 - 10 Hz] (Figure.73).

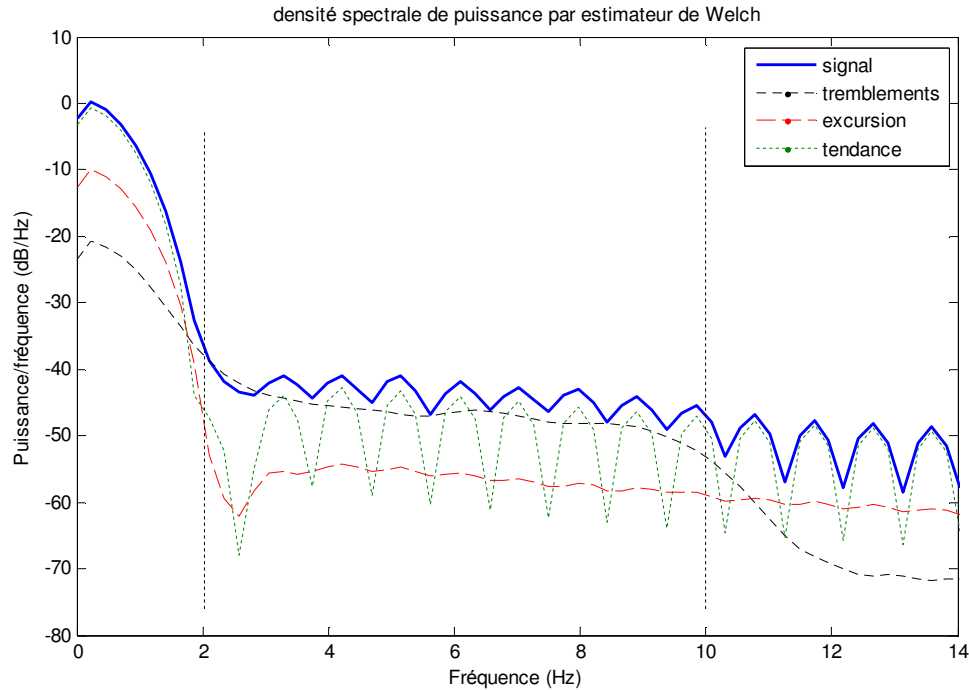
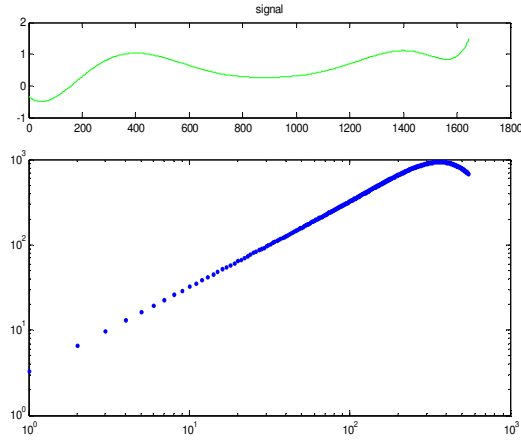


Figure.73 : Densité spectrale de puissance des composants de ACP et du signal.

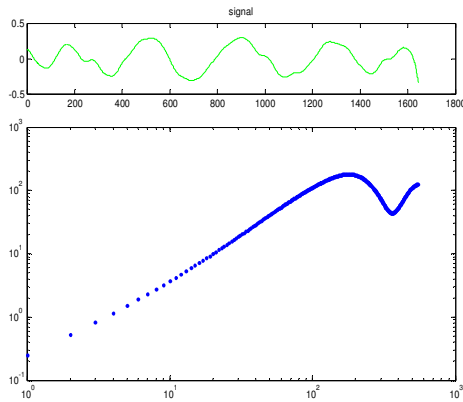
En effet, dans la bande $[0 - 2 \text{ Hz}]$, qui est une bande sous la régulation cérébelleuse reflétant les contractions musculaires de rattrapage de la position d'équilibre (voir chapitre.2), la densité spectrale de puissance du signal stabilométrique est déterminée par celle de sa composante tendance. Dans la bande $[2 - 10 \text{ Hz}]$, bande sous la régulation proprioceptive (voir chapitre.2), la densité spectrale du signal est déterminée par celle de sa composante tremblements. Ceci est cohérent avec la nature du signal tremblements (signal chaotique à hautes fréquences) et tendance (signal déterministe de basses fréquences). Cependant, nous pouvons conclure que le signal de tendance est le signal responsable de fournir l'énergie nécessaire pour la régulation cérébelleuse et que le signal des tremblements est responsable de fournir l'énergie nécessaire de la régulation proprioceptive.

1.4 Analyse de la diffusion des composantes

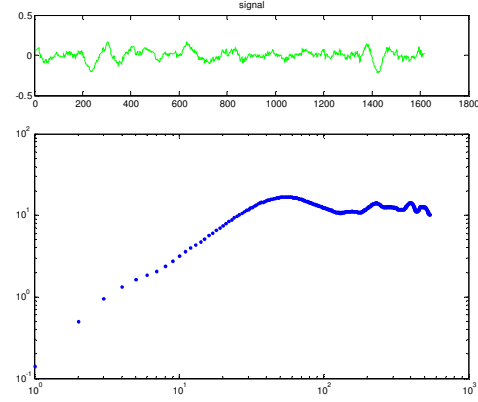
Fondée sur la théorie du mouvement brownien, l'analyse de la fonction de diffusion obtenue à partir du signal stabilométrique montre que le système de contrôle postural est composé d'un SBO et d'un SBF (voir chapitre2). Cette composition permet de définir les coefficients de Hurst à court et long termes (respectivement $H1$ et $H2$) et le paramètre le temps critique t_c du système de contrôle postural. Nous entreprenons dans ce chapitre l'étude de la fonction de diffusion non plus sur le signal stabilométrique lui même mais sur les composantes : tendance, tremblements et excursion (Figure.74).



(a)



(b)



(c)

Figure.74 : Courbe de diffusion de (a) tendance, (b) excursion, (c) tremblements.

Les courbes de diffusion des composantes issues de l'ACP ont une allure bilinéaire (Figure.74).

En effet, l'ensemble des courbes de diffusion des composantes : tendance, excursion et tremblements (Figure.74 a, b, c) présentent deux comportements asymptotiques différents. La première partie est une pente croissante. Quant à la seconde partie, elle peut être vue par modélisation linéaire comme une pente de valeur presque nulle (surtout visible sur la Figure.74). Cependant, pour les signaux d'excursion et tremblements (Figure.74 b, c), apparaissent des oscillations. Ainsi, cette saturation (pente nulle) n'est pas atteinte instantanément c'est la notion d'amortissement. Les signaux des tremblements et d'excursion ont ainsi une allure de système du second ordre.

1.4.1 Modélisation bilinéaire

Nous utilisons l'approche de [35] sur la courbe de diffusion des composantes issues de l'ACP. Cette approche permet de distinguer, à partir de ces composantes, deux régions distinctes modélisées par une régression linéaire (voir chapitre2). La première régression linéaire permet

l'extraction des paramètres à court terme et la seconde celle des paramètres à long terme. L'intersection des deux droites de régression correspond à la valeur du point critique. En ce qui concerne la première partie de la courbe, nous obtenons une valeur du coefficient de Hurst à court terme H1. La régression linéaire sur la seconde partie de la courbe met en évidence un coefficient de Hurst à long terme H2. La figure.75 présente la modélisation bilinéaire de la courbe de diffusion de l'excursion.

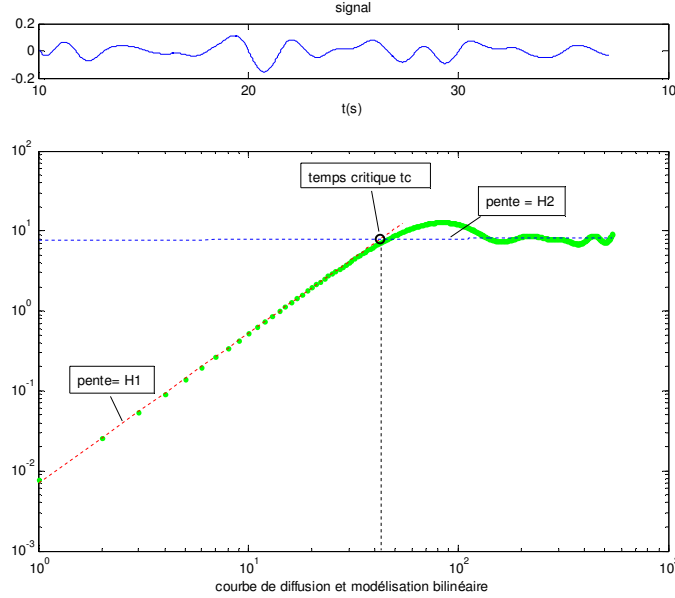


Figure.75 : courbe de diffusion de l'excursion et modélisation bilinéaire.

Ainsi, l'expression de la fonction de diffusion généralisée linéaire par partie sur les composantes du signal stabilométrique issues de la décomposition ACP est définie comme suit:

$$\log(< f^2 >) = \begin{cases} K_1 + 2 H_1 \log(\tau), & \tau < \tau_c \\ K_2 + 2 H_2 \log(\tau), & \tau \geq \tau_c \end{cases} \quad (27)$$

1.4.2 Modélisation par une fonction continue

Une étude de la courbe de diffusion des composantes a proposé une seconde approche permettant de considérer non plus deux régions distinctes pour la modélisation mais une fonction continue. Cette modélisation est du type système du second ordre [61]. Ainsi, grâce à cette analogie avec les systèmes dynamiques du second ordre, de nouveaux paramètres qui sont les paramètres dynamiques sont définis et évalués. Parmi ces paramètres dynamiques, il est à distinguer le gain du système (G_i), l'amortissement (ζ_i) et la pulsation ($\omega_i = 2\pi f_i$ avec $f_i \sim f_c$) (Figure.76).

$$\log \frac{\langle f_i^2 \rangle}{\langle f_{i,ref}^2 \rangle} = G_i + \log \left[1 - \frac{e^{-\zeta_i \omega_i t}}{\sqrt{1 - \zeta_i^2}} \sin(\omega_i \sqrt{1 - \zeta_i^2} t + \arcsin \sqrt{1 - \zeta_i^2}) \right] \quad (28)$$

Le gain (G_i) est proportionnel à K_1 et K_2 .

Le point critique est de la forme $\tau_{i,c} \approx \pi / (4 \cdot \omega_i \cdot \sqrt{1 - \zeta_i^2})$

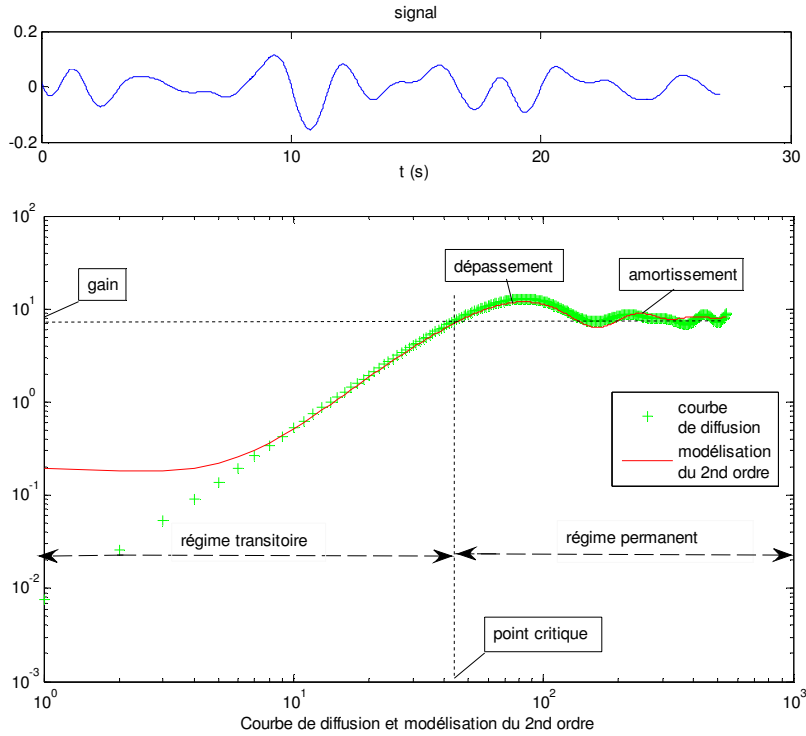


Figure.76 : Courbe de diffusion de l'excursion et modélisation du 2nd ordre.

2. Décomposition en ondelettes

2.1 Principe

La méthode de la transformée en ondelettes est un des outils les plus puissants pour l'analyse mathématique du signal [89][161]. Elle est particulièrement adaptée pour l'analyse des signaux non-stationnaires [3][185]. La méthode de la transformée en ondelettes a également l'avantage de l'analyse de signaux de façon multi-échelle en faisant varier le coefficient d'échelle (ce qui représente la fréquence) ce qui permet d'étudier les signaux à de multiples niveaux de résolution [119].

Cette transformée consiste à décomposer un signal $x(t)$ en une famille de fonctions $\psi(t)$, localisées en temps et en fréquence appelées ondelettes:

$$W_T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (29)$$

Où a est l'échelle (fréquence), b est le paramètre de translation ou le temps, $W_T(a, b)$ est le coefficient d'ondelette.

Une famille d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$, est construite en dilatant (ou contractant) l'échelle a et en translatant le temps b d'une ondelette de base appelée ondelette-mère ($\psi(t)$).

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (30)$$

Il existe de nombreuses formes d'ondelettes comme les ondelettes de Haar, de Daubechies, de Morlet ou de Chapeau Mexicain.

Dans cette étude, nous avons choisi l'ondelette Daubechies 2 (db2) et décomposé le stabilogramme en trois niveaux de coefficients de détail, décomposés en utilisant un filtre passe-haut, et définis par :

$$d_j(t) = \sum_{k=0}^{K(j)} W_T(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (31)$$

et de coefficients d'approximation, décomposés en utilisant un filtre passe-bas, définis par :

$$S(j,k) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (32)$$

Où j est le niveau, k est la location, $\phi_{j,k}(t)$ est une fonction d'échelle, associée au signal $S(j,k)$, dérivée d'une fonction père ($\phi(t)$) [9] et définie par :

$$\phi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \quad (33)$$

La Figure.77 présente les composantes issues de la décomposition en ondelettes du stabilogramme (trois signaux de détail correspondant à trois niveaux de temps-échelle (cd1, cd2, cd3) et un signal d'approximation niveau trois (ca3)).

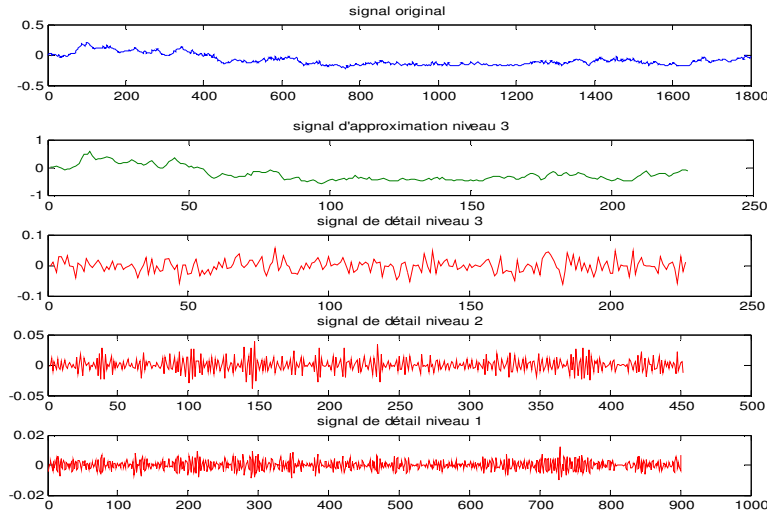


Figure.77: Décomposition en ondelettes du signal stabilométrique.

2.2 Analyse de la phase

La décomposition en ondelettes nous a permis de décomposer le signal stabilométrique en composantes distinctes. L'étude de la trajectoire dans le plan complexe des signaux issus de la décomposition en ondelettes a montré que les signaux de détail disposent de trajectoires dans

le plan complexe présentant quant à elle un unique centre, de rotation (Figure.78). Par contre le signal de détail présente une multitude de centres de rotation.

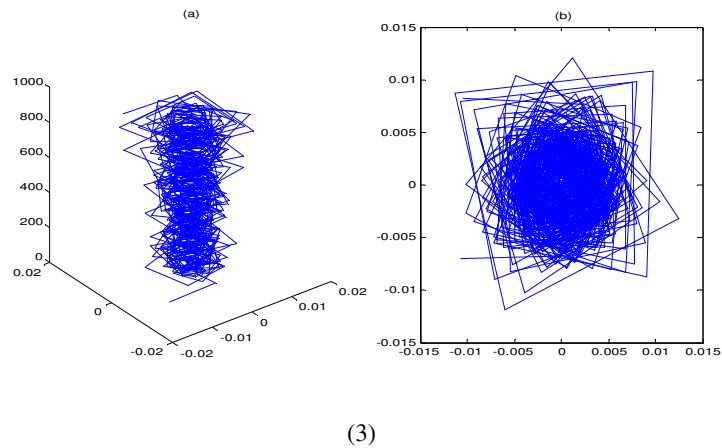
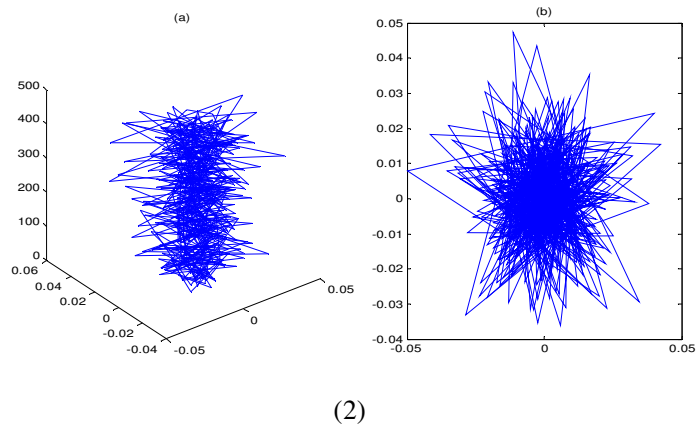
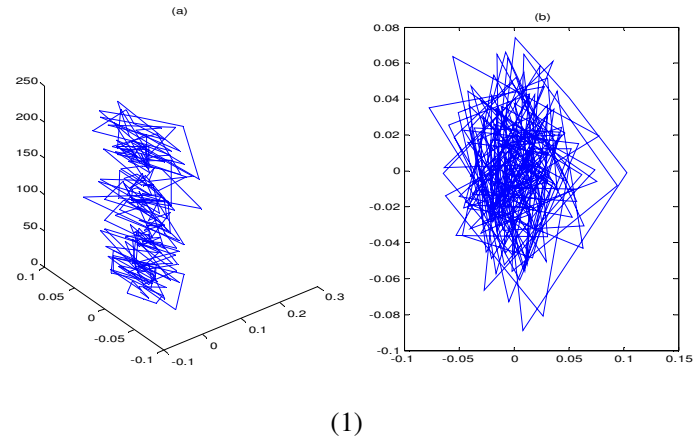


Figure.78: (a) trajectoire dans le plan complexe (s,h,t), (b) projection sur le plan (s,h) du (1) cd3 (2) cd2 et (3) cd1.

A partir de cette propriété de centre de rotation unique, similairement aux signaux tremblement et excursion issus de ACP, il est possible par analogie de définir le paramètre

surface du cercle par lequel passe 95% des points du lacet de phase pour les signaux de détail et le paramètre pulsation propre.

Similairement, aux signaux des tremblements et excursion issus de ACP, les courbes de fluctuations de phase relatives aux signaux de détail présentent une texture brownienne (Figure.79).

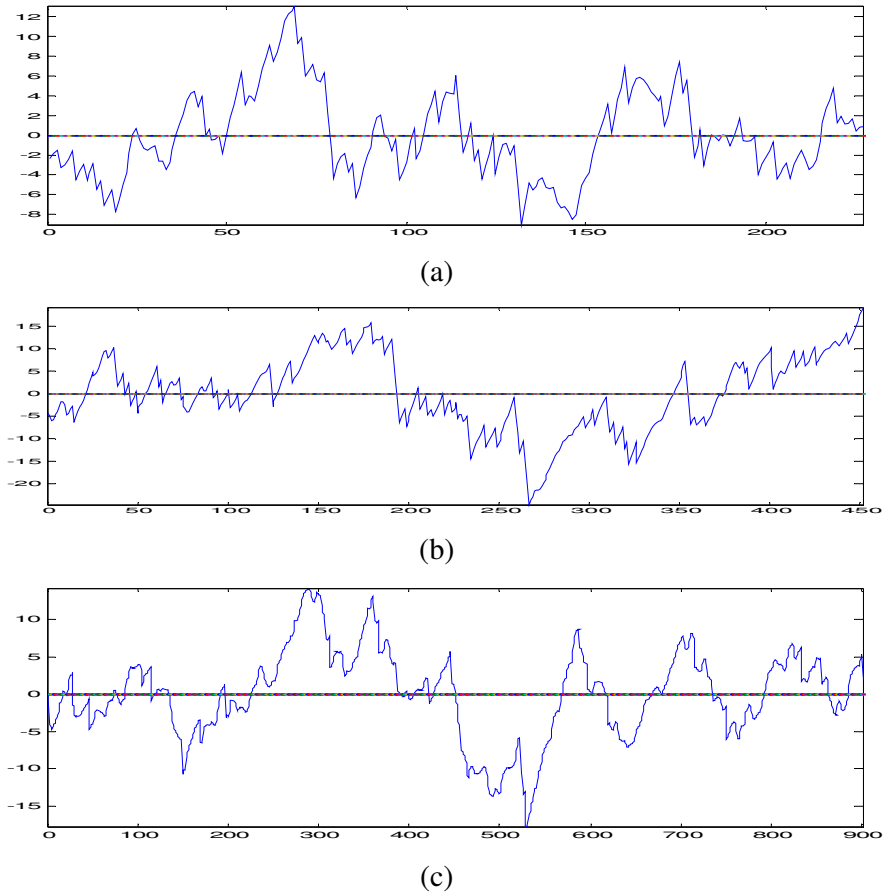
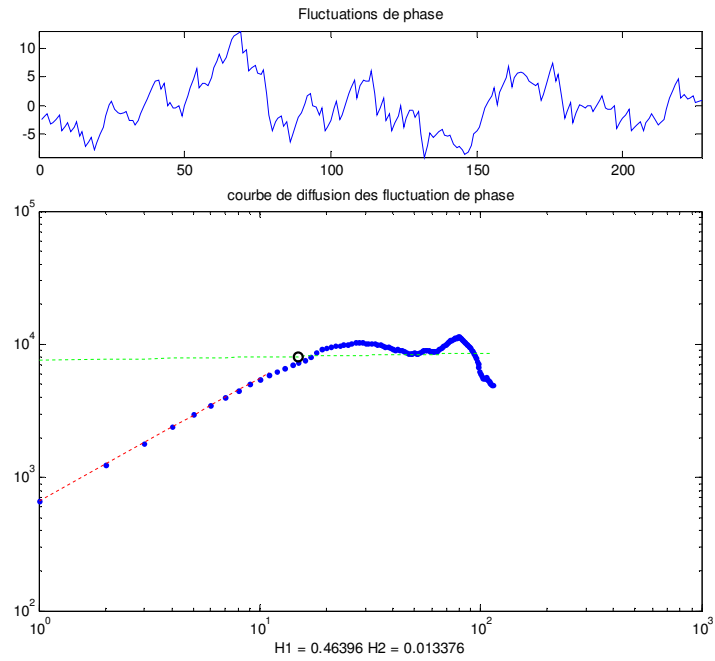


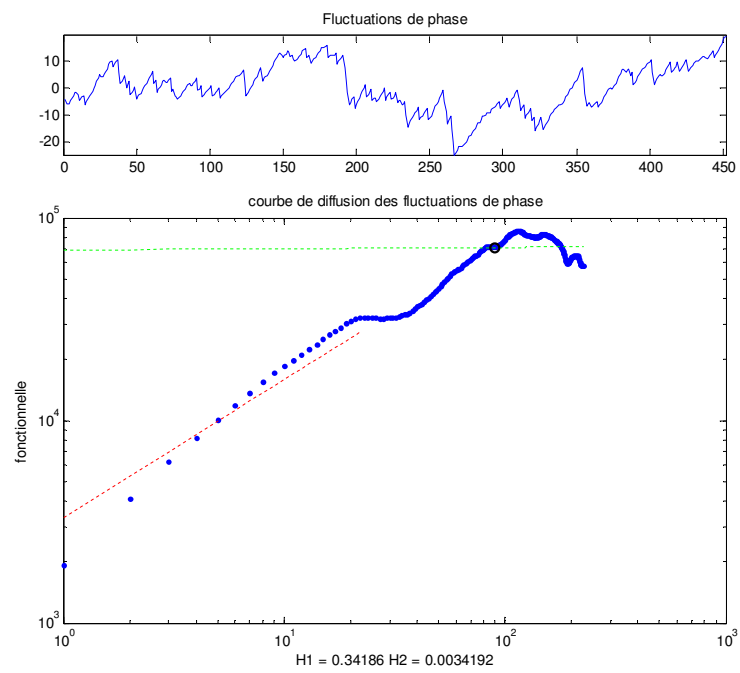
Figure.79: courbes des fluctuations de phase pour (a) cd3 et (b) cd2 et (c) cd1.

Les courbes de diffusion des fluctuations de phase (Figure.80) montrent clairement l'existence de deux régions linéaires permettant de définir deux régions correspondant chacune à une valeur de H :

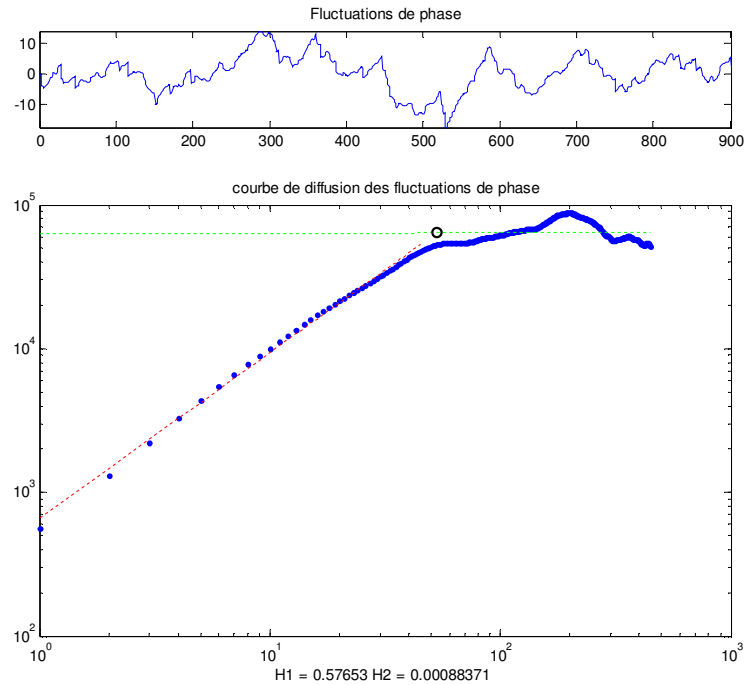
- Région à court terme ($H1$).
- Région à long terme ($H2$).



(a)



(b)



(c)

Figure.80 : Fluctuations de phase et courbe de diffusion des fluctuations de phase correspondant avec les valeurs de H1, H2 (a) cd3, (b) cd2 et (c) cd1.

2.3Analyse spectrale

Il est démontré précédemment que le contenu spectral se situe dans la bande fréquentiel [0 - 10 Hz]. Nous décomposons alors le signal stabilométrique en trois niveaux d'approximation (ca1, ca2, ca3) et trois niveaux de détail (cd1, cd2, cd3) et ensuite nous effectuons une analyse des spectres du stabilogramme ainsi que ces composantes issus de la décomposition en ondelettes dans cette bande de fréquence (Figure.81).

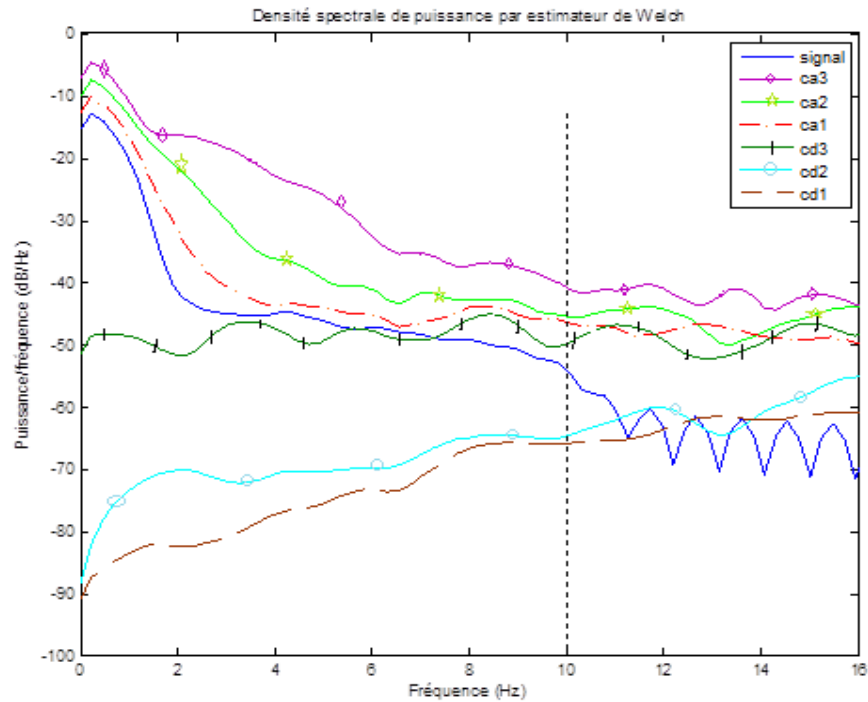
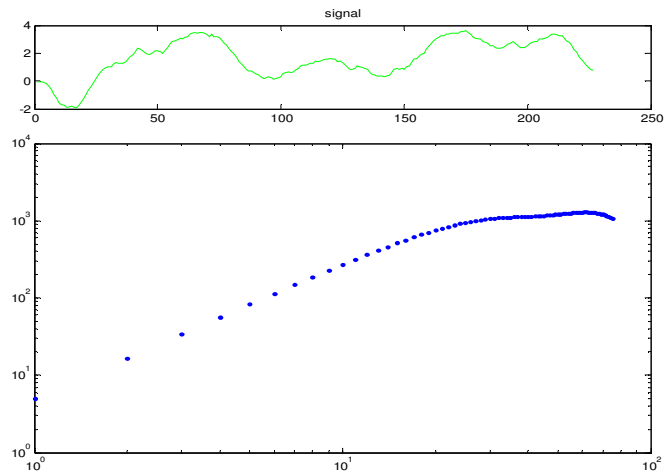


Figure.81 : Densité spectrale de puissance des composants des ondelettes et du signal.

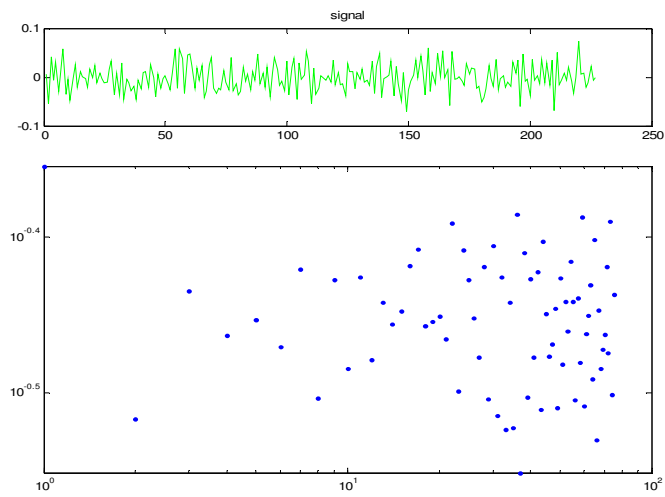
Dans la bande [0-10Hz] les signaux d'approximation (ca1, ca2, ca3) ont la même allure que le signal d'origine et leurs densités spectrales est supérieure à celle du signal original, contrairement aux signaux de détail ayant une structure différente. Pour les signaux d'approximation ainsi que les signaux de détail, plus le niveau d'échelle est élevé plus la densité spectrale augmente. La densité spectrale des signaux d'approximation est plus considérable que celle des signaux de détail.

2.4Analyse de la diffusion des composants

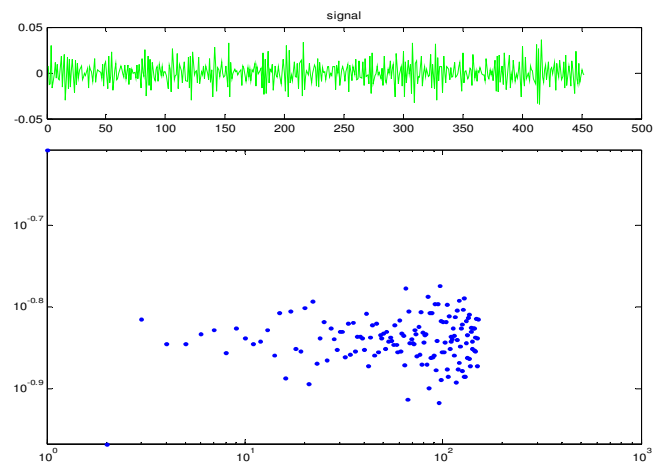
Nous utilisons l'approche de [35] sur la courbe de diffusion des composantes issues de la décomposition en ondelettes (Figure.82). Cette approche permet de distinguer, à partir du signal d'approximation ca3, deux régions distinctes modélisées par une régression linéaire alors que les courbes de diffusion des signaux de détail ont une allure quelconque.



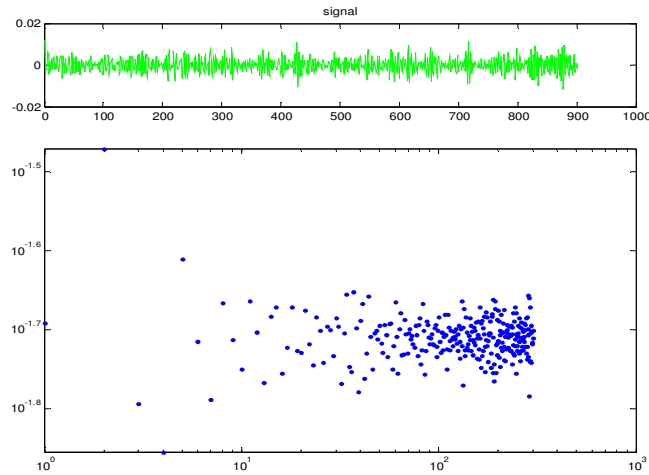
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure.82: courbes de diffusion de (a) ca3, (b) cd3, (c) cd2, (d) cd1.

L'étude de la courbe de diffusion du signal d'approximation ca3 permet de distinguer deux régions distinctes modélisées par une régression linéaire (Figure.83). La première régression linéaire permet l'extraction des paramètres à court terme et la seconde celle des paramètres à long terme. L'intersection des deux droites de régression correspond à la valeur du point critique. En ce qui concerne la première partie de la courbe, nous obtenons une valeur du coefficient de Hurst à court terme ($H1 > 0.5$). La régression linéaire sur la seconde partie de la courbe met en évidence un coefficient de Hurst à long terme ($H2 < 0.5$).

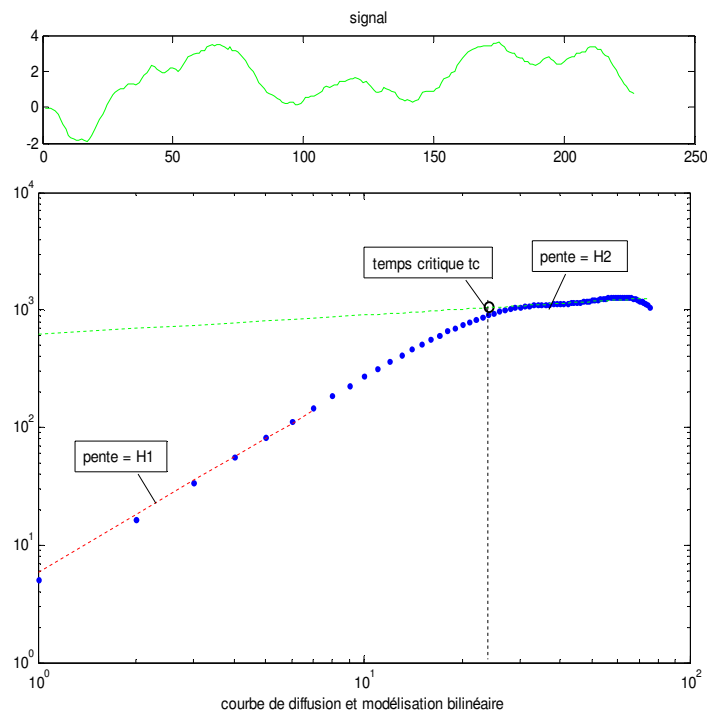


Figure.83 : courbe de diffusion du signal d'approximation niveau 3 et modélisation bilinéaire.

II. Résultats et discussions

Dans cette partie nous mettons en évidence les performances de quelques paramètres dans l'analyse du contrôle postural. Ces paramètres sont : la surface du cercle de confiance, la pulsation propre du lacet de phase, les coefficients de Hurst relatifs aux diffusions des fluctuations de phase et les paramètres dynamiques des composantes issues de l'ACP à savoir l'excursion et les tremblements et des composantes issues de la décomposition en ondelettes à savoir les signaux de détail cd1, cd2, cd3. Chaque paramètre est défini pour tous les sujets ou par groupe à une situation donnée (PE_YF, PE_YO, PS_YF, PS_YO) et pour une direction donnée (ML, AP).

1. Résultats liés aux lacets de phase des composantes

Dans cette partie nous nous intéressons à l'influence des facteurs vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids agissant sur la posture à travers les paramètres liés aux lacets de phase qui sont la surface du cercle de confiance du lacet de phase et pulsation propre du lacet de phase des différentes composantes issues de l'ACP à savoir le signal de l'excursion et des tremblements et des signaux de détails issus de la décomposition en ondelettes à savoir cd1, cd2 et cd3. Nous nous intéressons en particulier au paramètre surface du cercle de confiance [111].

1.1 Influences des entrées : visuelle, proprioceptive et directionnelle

ÿ Paramètre surface de confiance du lacet de phase

Les résultats du paramètre surface de confiance du lacet de phase pour les signaux issus de la décomposition ACP et les signaux issus de la décomposition en ondelettes définis pour tous les sujets sont illustrés respectivement par les figures.84 et 85.

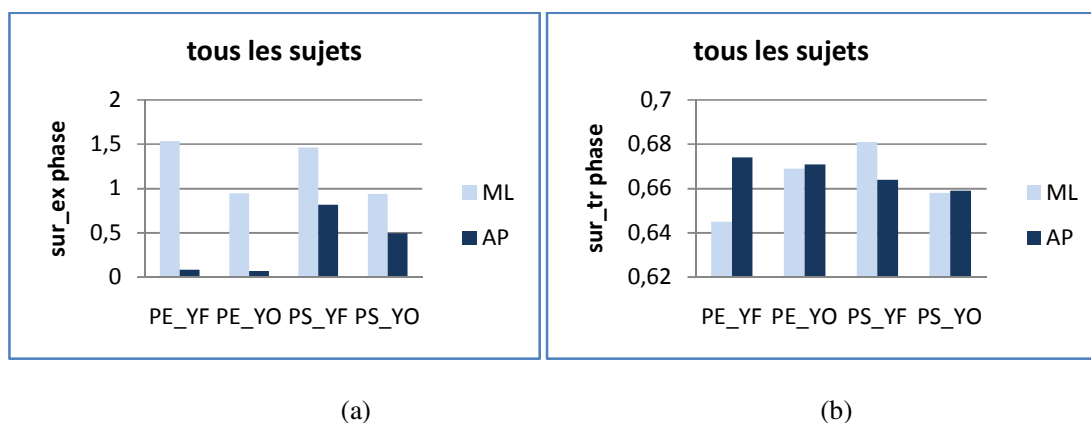


Figure.84: Paramètre Surface pour tous les sujets relatifs à (a) l'excursion et (b) tremblements issus de la décomposition ACP.

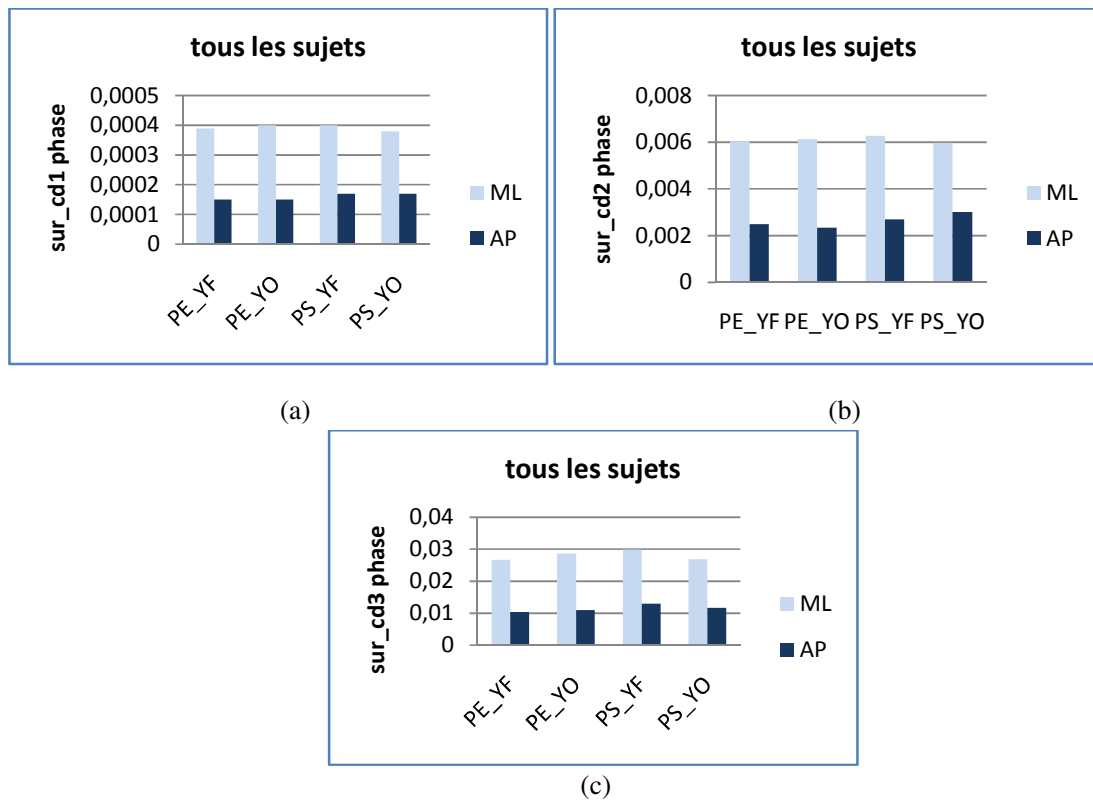


Figure.85: Paramètre Surface pour tous les sujets relatif aux signaux de détails (a) cd1, (b) cd2, et (c) cd3 issus de la décomposition en ondelettes.

Comme démontré précédemment, l'absence d'information visuelle entraîne une dégradation de l'équilibre humain. En fait, lorsque nous considérons la situation où les yeux sont fermés, la posture de l'homme est moins stable en comparaison avec le cas des yeux ouverts. Lors de l'utilisation de la décomposition ACP, la valeur de la surface pour l'excursion a été plus grande pour les yeux fermés (YF) que pour les yeux ouverts (YO) et c'est le cas pour les deux situations PE et PS et les deux directions ML et AP (Figure.84) [112]. Cette augmentation est révélatrice de la déficience dans la stabilité avec (YF) qu'avec (YO). Toutefois, en utilisant la décomposition en ondelettes, nous ne pouvons rien conclure vis-à-vis des valeurs relatives aux signaux cd1. cd2. cd3 (Figure.85).

Basé sur la décomposition ACP, les valeurs des surfaces dans la direction ML sont plus élevées que dans la direction AP (surtout visible au niveau de l'excursion) (Figure.84). Donc comme la cible visuelle est en face du sujet debout pendant l'enregistrement, la direction AP est le sens de leur vision. Ainsi, les sujets peuvent mieux contrôler leur stabilité dans la direction AP. Ce résultat est cohérent avec celui du chapitre 2 montrant que dans la direction de la tête et/ou la vision, les sujets peuvent mieux maintenir leur stabilité. En fait, si nous considérons les valeurs de la surface en direction AP, il est clair que pour les situations des pieds écartés (PE_YO et PE_YF) les valeurs des surfaces sont largement plus petites que pour les situations des pieds serrés (Figure.84). Ceci reflète une forte capacité à maintenir l'équilibre dans la direction AP avec les pieds écartés. Lorsque nous considérons la décomposition en ondelettes (cd1, cd2, cd3) et comme nous le voyons à partir des

résultats précédents, les valeurs des surfaces sont plus grandes en ML qu'en la direction AP pour toutes les situations (Figure.85).

ÿ Paramètre pulsation propre du lacet de phase

Les résultats du paramètre pulsation propre pour tous les sujets liés respectivement à la décomposition ACP et la décomposition en ondelettes sont illustrés respectivement par les figures.86 et 87.

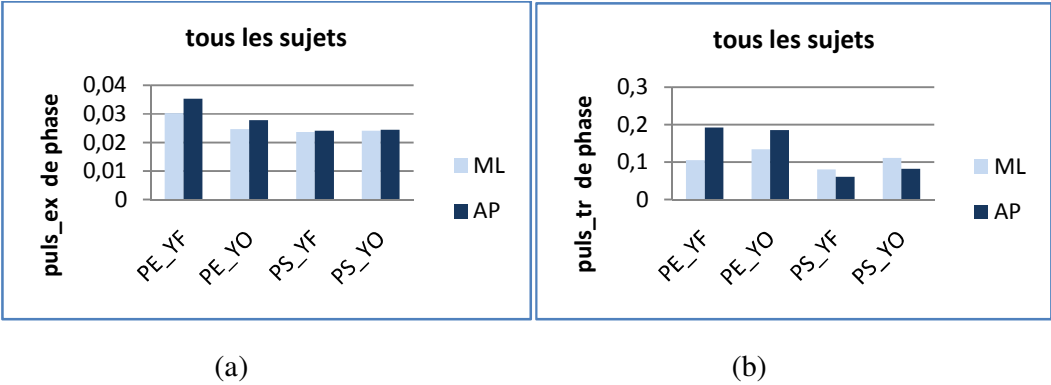


Figure.86 : Paramètre Surface pour tous les sujets relatifs à (a) l'excursion et (b) tremblements issus de la décomposition ACP.

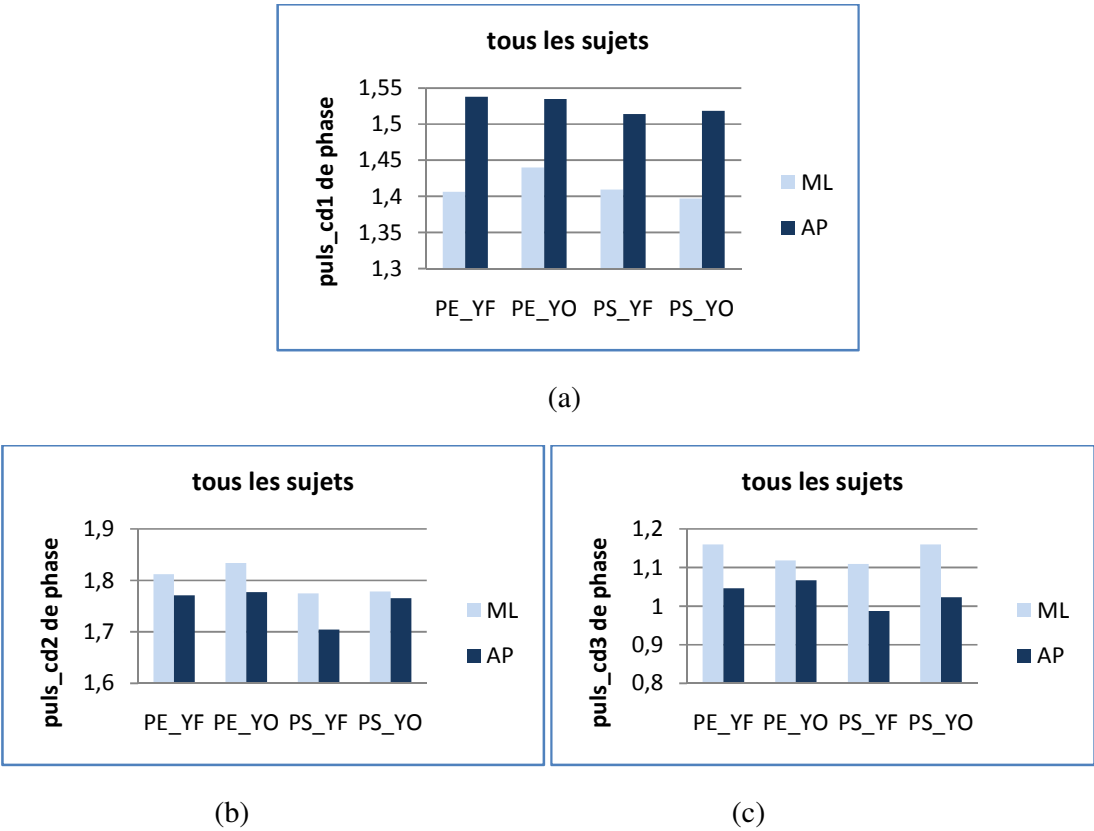


Figure.87: Paramètre Surface pour tous les sujets relatifs aux signaux (a) cd1. (b) cd2. (c) cd3 issus de la décomposition en ondelettes.

Nous remarquons que les valeurs de pulsation propre sont plus élevées en YO qu'en YF (sauf quelques exceptions) (Figures.86 et 87). Nous remarquons aussi que les valeurs en PE sont plus grandes qu'en PS. Contrairement à ce qui a été trouvé pour le paramètre surface à savoir que les valeurs les plus élevées ont été trouvées pour les yeux ouverts et pour les pieds serrés. Ceci s'explique par le fait que la surface et la pulsation propre sont inversement proportionnelles étant donné que plus le rayon du cercle de confiance est grand plus la fréquence de rotation est petite (la fréquence de rotation est proportionnelle à la pulsation propre) [8]. De ce fait, dans la suite de cette étude nous nous intéressons uniquement au paramètre surface du cercle de confiance du lacet de phase.

1.2 Influences de l'âge

Les sujets sont divisés en deux groupes selon leur âge: groupe dit « jeune » âgé en moyenne de 22.5 ± 2.5 ans et le groupe dit « adulte » âgé en moyenne de 34.5 ± 7.5 ans.

ÿ Paramètre surface de confiance du lacet de phase

Basé sur la décomposition ACP et en considérant l'excursion, nous pouvons remarquer qu'il y a une différence significative dans les valeurs des surfaces entre les groupes quels que soient les situations y compris pour les directions AP et ML (Figure.88). Nous pouvons remarquer aussi que les domaines sont plus grands pour des sujets adultes que pour les sujets jeunes. Cette augmentation dans les valeurs de la surface avec l'âge peut être le signe de la dégradation de la stabilité due à l'effet de l'âge. Ce résultat est en accord avec des études précédentes montrant que la stabilité diminue avec l'âge: plus le sujet est âgé moins il est stable. Toutefois, cela est en contradiction avec les résultats liés aux tremblements montrant que les valeurs de surface du groupe « jeune » sont plus élevées que le groupe « adulte » (Figure.88). Cela indique que le groupe des jeunes est moins stable que le groupe adulte. Par conséquent, dans un tel cas, nous concluons que la ACP est performante surtout lorsque nous considérons la composante excursion [113].

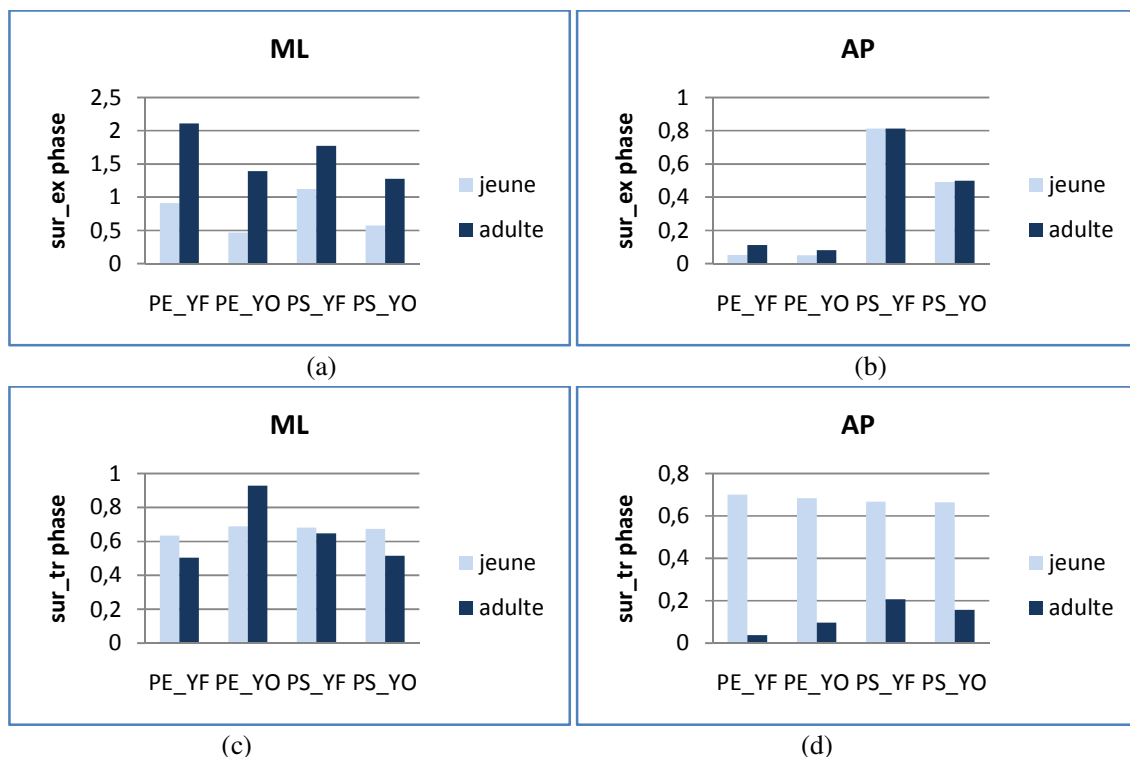


Figure.88: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition ACP (a) excursion en direction ML, (b) excursion en direction AP, (c) tremblements en direction ML et (d) tremblements en direction AP pour les jeunes et les adultes.

En considérant la décomposition en ondelettes, les résultats montrent que pour les signaux cd1, cd2 et cd3, les valeurs de surface liées à la direction ML mettent en évidence que le groupe des jeunes est plus stable que celui des adultes étant donné que les valeurs relatives au jeunes sont moins élevées que celle relatives aux adultes d'où des oscillations du CdM moins considérables pour les jeunes (Figure.89). Ce résultat joint celui trouvé avec la décomposition ACP pour la composante excursion. Cependant, en considérant les valeurs liées à la direction AP aucune différence significative liée à l'âge n'est reportée. Ceci est en accord avec les résultats du chapitre 2 montrant que la stabilité se dégrade avec l'âge mais c'est surtout visible au-delà de l'âge de 60 ans. Donc étant donné que la population étudiée a une fourchette d'âge inférieur à 60 ans, ceci explique que les résultats des deux décompositions ne sont pas tout à fait tranchante vis à vis de la relation entre l'âge et la dégradation de la stabilité.

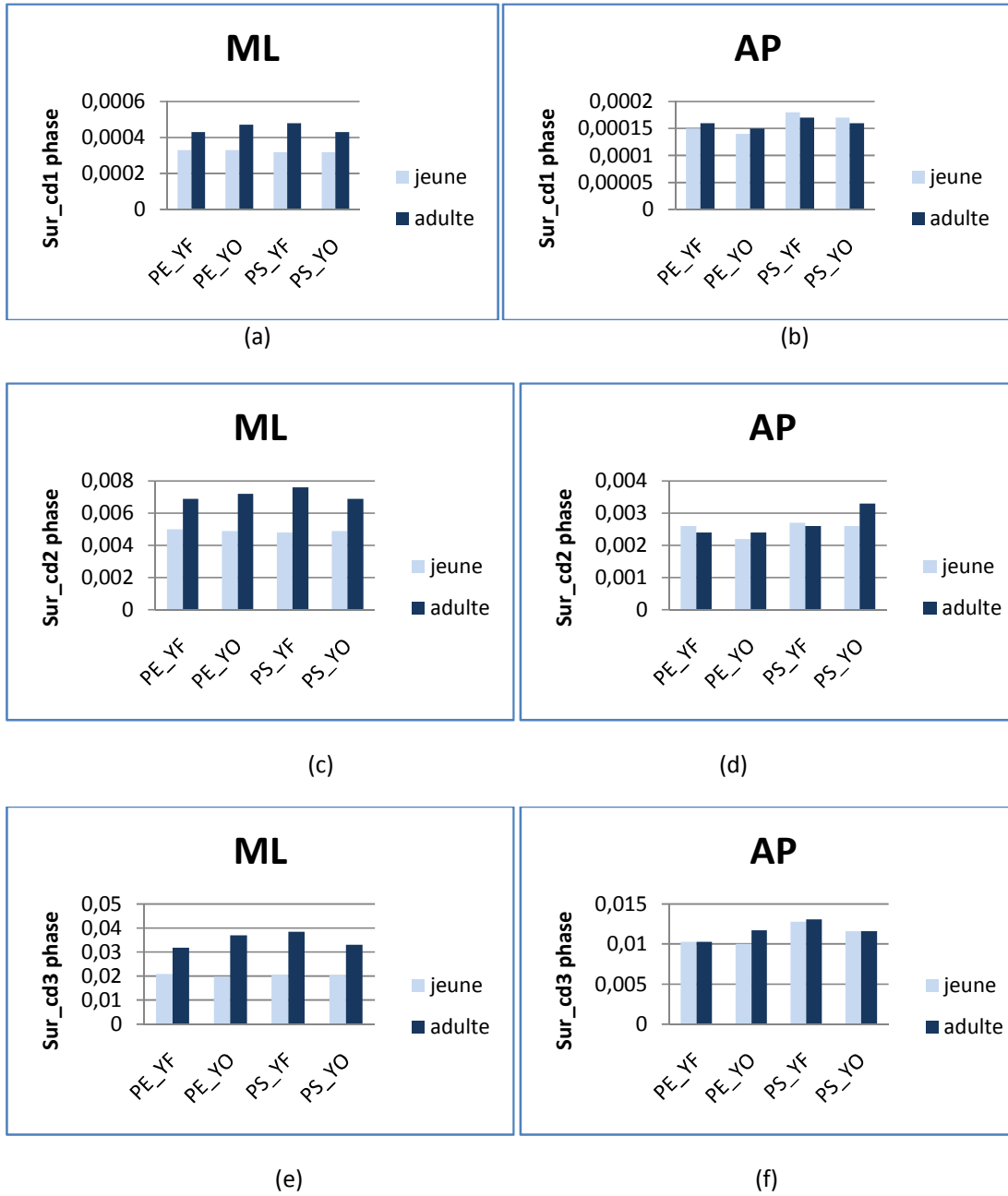


Figure.89: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition en ondelettes (a) cd1 en direction ML, (b) cd1 en direction AP, (c) cd2 en direction ML et (d) cd2 en direction AP, (e) cd3 en direction ML et (d) cd3 en direction AP pour les jeunes et les adultes.

1.3 Influences du genre

Les sujets sont maintenant divisés en deux groupes selon leur sexe : le groupe « féminin » et le groupe « masculin ».

ÿ Paramètre surface de confiance du lacet de phase

Pour le signal des tremblements issu de la décomposition ACP, les résultats montrent qu'il n'y a pas de corrélations significatives liées au sexe (Figure.90). Ceci est en accord avec de nombreuses études citées en chapitre 2 qui ont échoué à trouver une corrélation significative pour les sujets relativement jeunes (entre 19 et 42 ans). Toutefois, si nous considérons les résultats liés à l'excursion (Figure.90a, b), les valeurs des surfaces calculées pour le groupe des hommes sont supérieures aux valeurs du groupe des femmes. Cela semble mettre en évidence que les femmes sont plus stables que les hommes dans la marge d'âge variant entre 19 ans 42 ans [113].

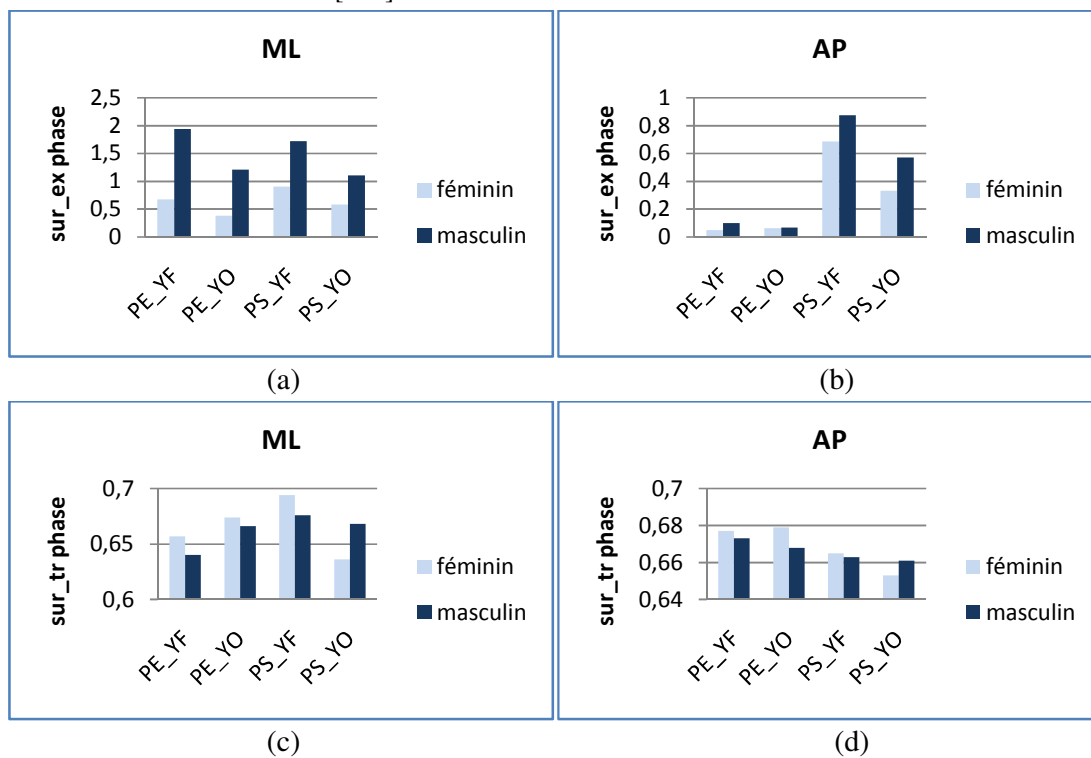


Figure.90: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition ACP (a) excursion en direction ML, (b) excursion en direction AP, (c) tremblements en direction ML et (d) tremblements en direction AP pour les femmes et les hommes.

En utilisant la décomposition en ondelettes, les résultats montrent que pour la direction ML et la direction AP (excepté quelques valeurs) les valeurs liées à cd1, cd2 et cd3 (Figure.91) sont plus élevées pour les hommes que pour les femmes. Cela signifie que les femmes sont plus stables que les hommes. Cependant, il est plus approprié d'utiliser les propriétés relatives à l'excursion en utilisant la ACP plutôt qu'utiliser les ondelettes.

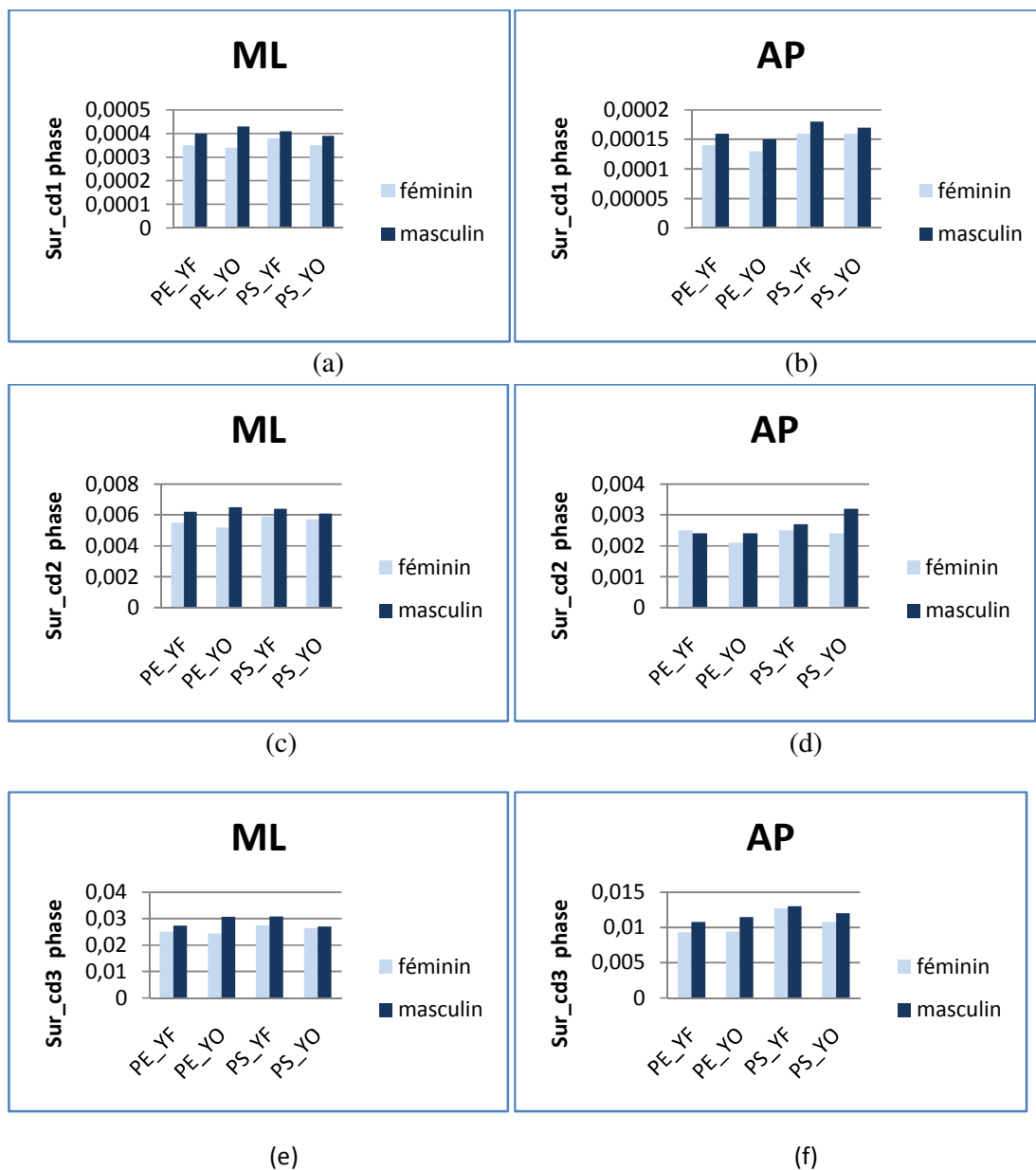


Figure.91: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition en ondelettes (a) cd1 en direction ML, (b) cd1 en direction AP, (c) cd2 en direction ML et (d) cd2 en direction AP, (e) cd3 en direction ML et (d) cd3 en direction AP pour les femmes et les hommes.

Basé sur la décomposition ACP (en particulier sur l'excursion) et la décomposition en ondelettes, les résultats sont en accord avec des résultats précédents montrant que les femmes sont plus stables que les hommes.

1.4 Influences de la taille

Les sujets sont maintenant divisés en deux groupes selon leur taille: groupe dit « grand » où tous les sujets sont de taille supérieure à 174 cm et le groupe dit « petit » où tous les sujets sont de taille inférieure à 172 cm.

ÿ Paramètre surface de confiance du lacet de phase

Considérons la décomposition ACP, les résultats montrent que les valeurs de surface du groupe « petit » sont plus importantes que celles du groupe « grand » (Figure.92) (avec seulement 2 exceptions pour le signal tremblements (Figure.92c). Cela semble mettre en évidence que les sujets de petite taille sont moins stables que les sujets de grande taille.

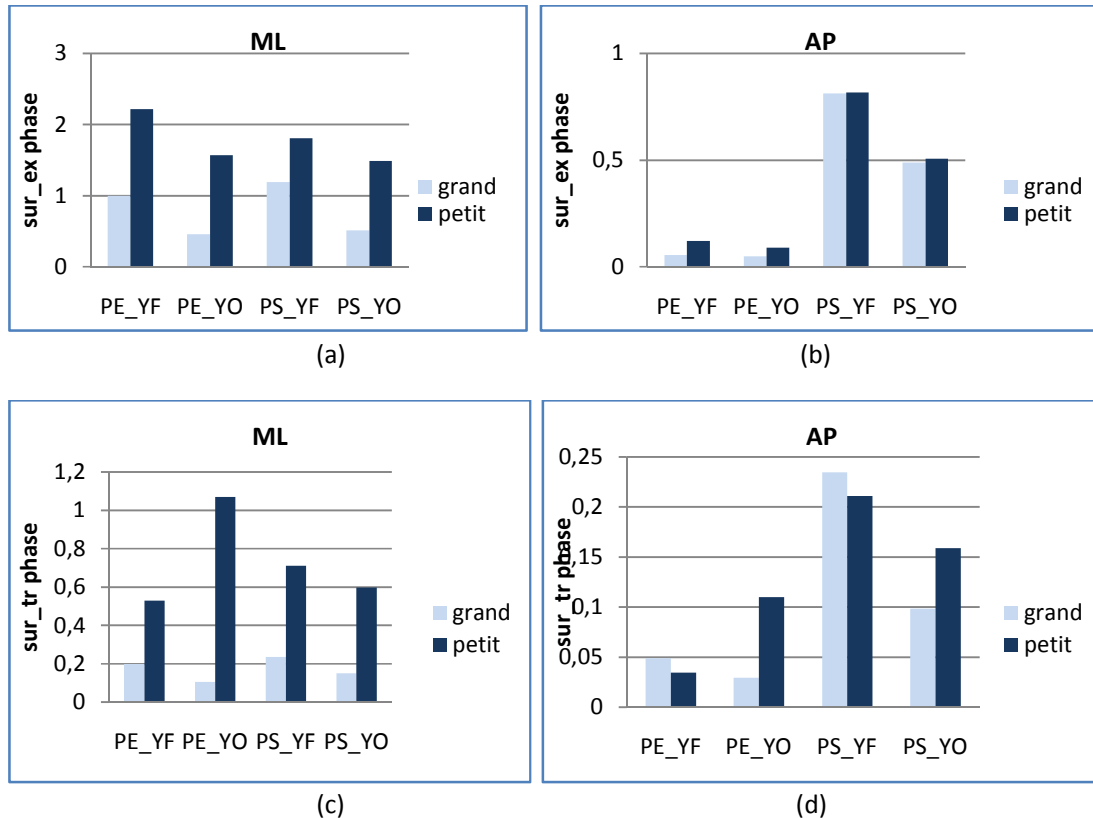


Figure.92: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition ACP (a) excursion en direction ML, (b) excursion en direction AP, (c) tremblements en direction ML et (d) tremblements en direction AP pour les grands et les petits.

Concernant la décomposition en ondelettes, les résultats montrent qu'en direction ML les valeurs liées à cd1, cd2 et cd3 sont plus élevées pour les petits que pour les grands. Cela signifie que les femmes sont plus stables que les hommes (Figure.93). Ce qui rejoint les résultats relatifs à la décomposition ACP. Cependant, en direction AP, il n'y a rien à conclure.

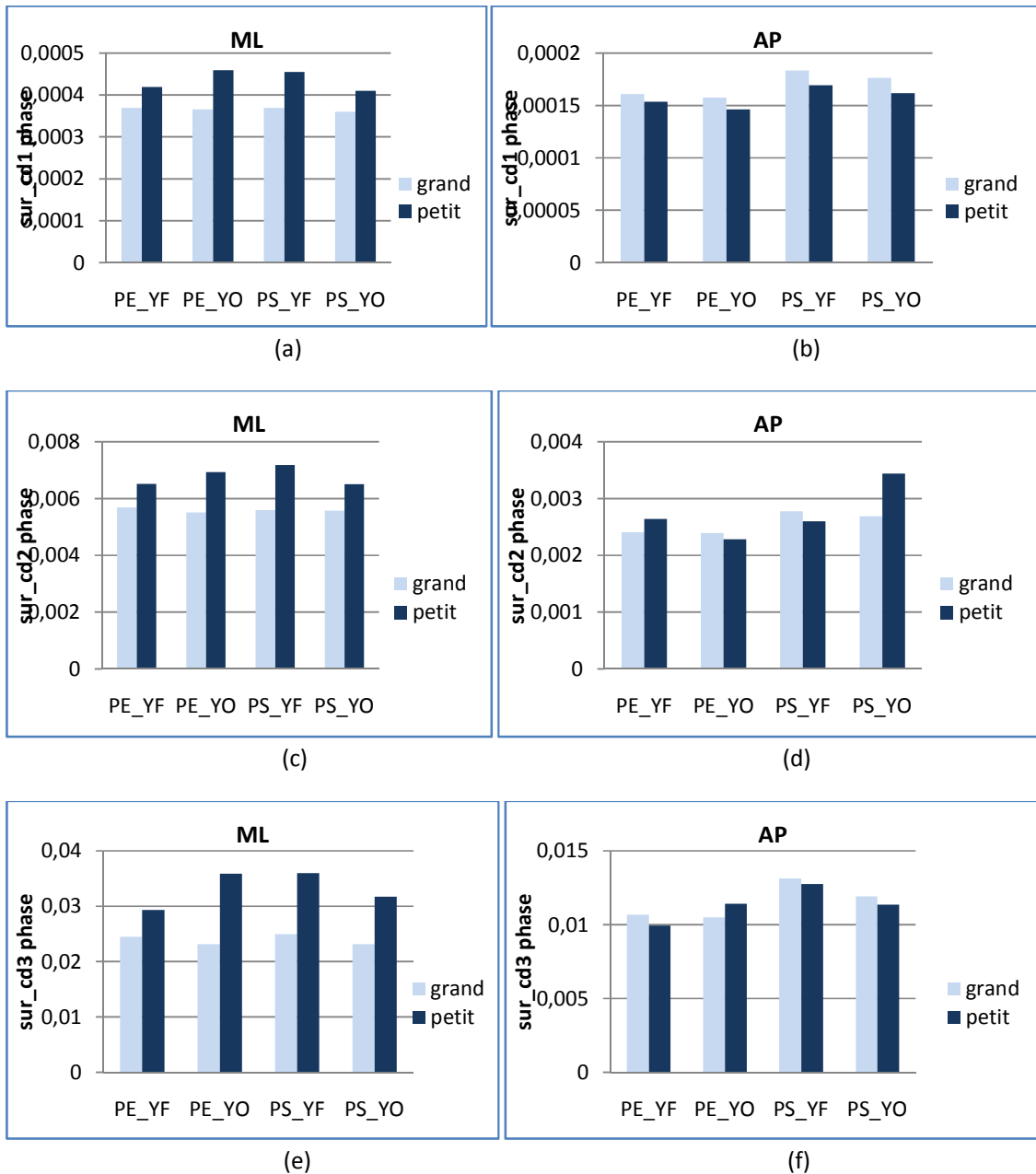


Figure.93: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition en ondelettes (a) cd1 en direction ML, (b) cd1 en direction AP, (c) cd2 en direction ML et (d) cd2 en direction AP, (e) cd3 en direction ML et (f) cd3 en direction AP pour les grands et les petits.

1.5 Influence du poids

Les sujets sont maintenant divisés en deux groupes selon leur poids: groupe dit « gros » où tous les sujets sont de poids supérieur à 72 kg et le groupe dit « maigre » où tous les sujets sont de poids inférieure à 65 kg.

ÿ Paramètre surface de confiance du lacet de phase

Selon la décomposition ACP, les valeurs de surface, pour les deux composantes excursion et tremblements et en les deux directions sont plus importantes pour le groupe maigre que le groupe gros (Figure.94). Ceci témoigne d'une plus grande stabilité pour ce dernier.

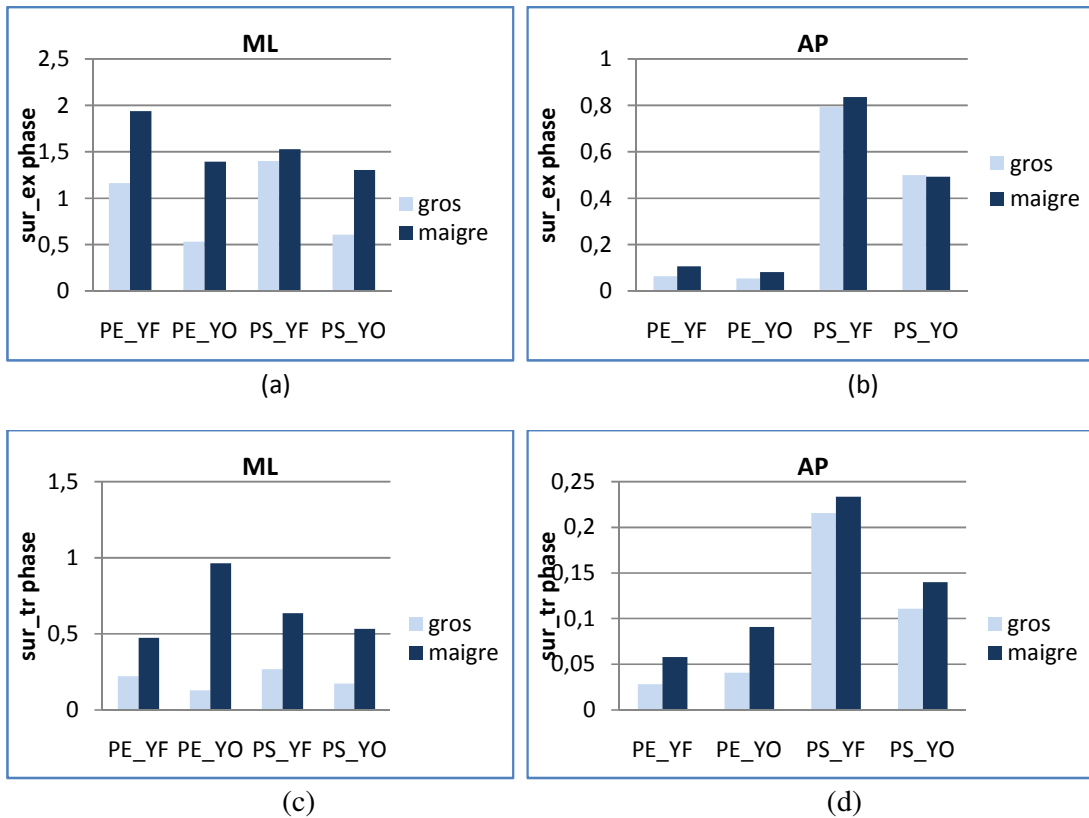


Figure.94: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition ACP (a) excursion en direction ML, (b) excursion en direction AP, (c) tremblements en direction ML et (d) tremblements en direction AP pour les gros et les maigres.

Les résultats en rapport avec la décomposition en ondelettes sont en contradiction avec celle de la décomposition ACP d'autant plus que les valeurs des gros sont plus importantes que celles des maigres (Figure.95).

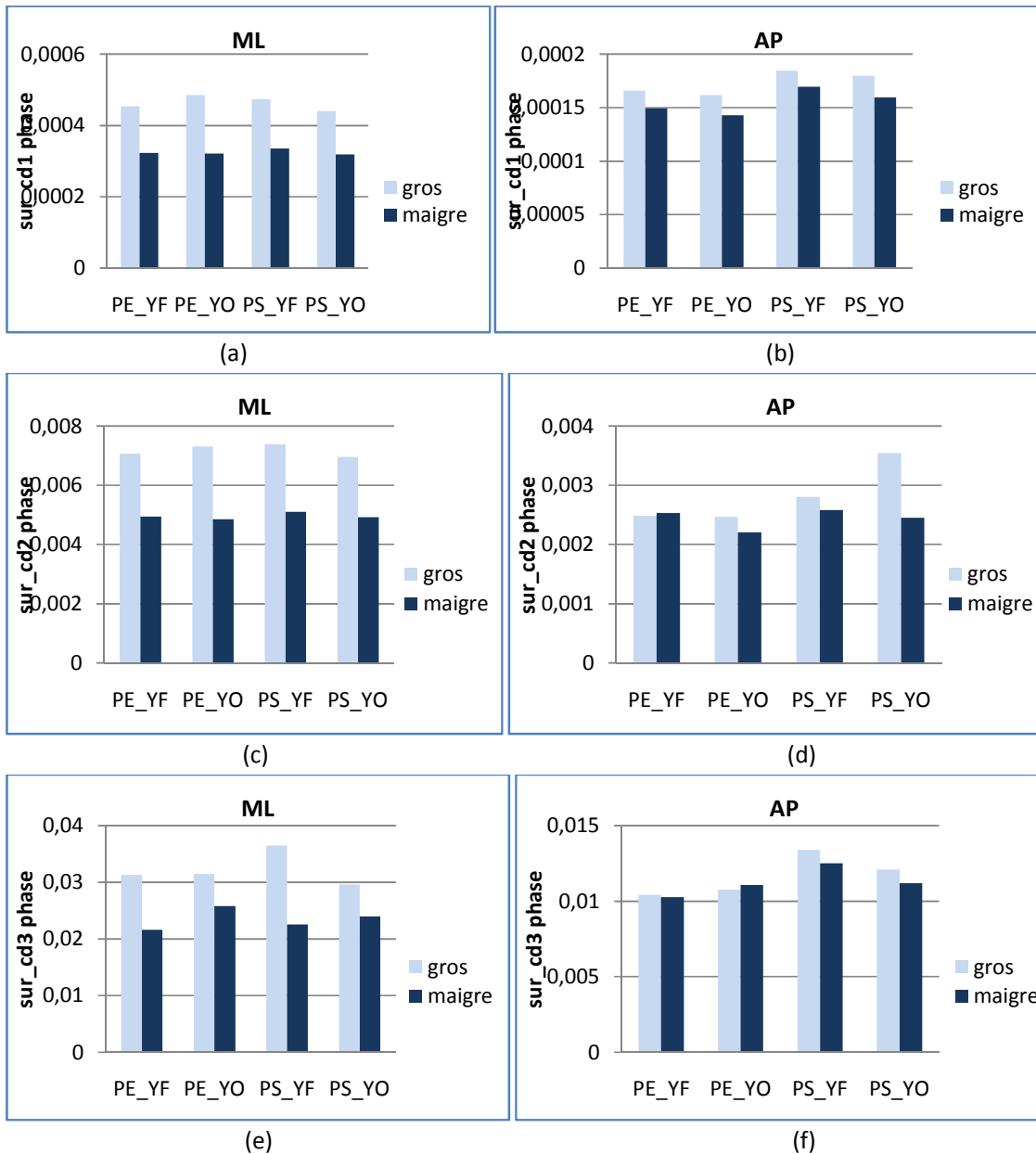


Figure.95: Paramètre Surface relatif aux signaux issus de la décomposition en ondelettes (a) cd1 en direction ML, (b) cd1 en direction AP, (c) cd2 en direction ML et (d) cd2 en direction AP, (e) cd3 en direction ML et (f) cd3 en direction AP pour les gros et les maigres.

Du moment où les résultats des deux décompositions sont en contradictions, il n'y a rien à conclure quant à l'effet du poids sur la stabilité.

2. Résultats liés aux diffusions des fluctuations de phase.

Dans cette partie nous étudions le comportement des diffusions des fluctuations de phase des composantes excursion et tremblements issues de l'ACP et des composantes cd1, cd2 et cd3 issus de la décomposition en ondelettes à travers les coefficients de Hurst (H1 et H2) de ces diffusions.

Les résultats relatifs aux coefficients de Hurst pour tous les sujets correspondant aux décompositions ACP et des ondelettes sont présentés respectivement dans les figures. 96 et 97.

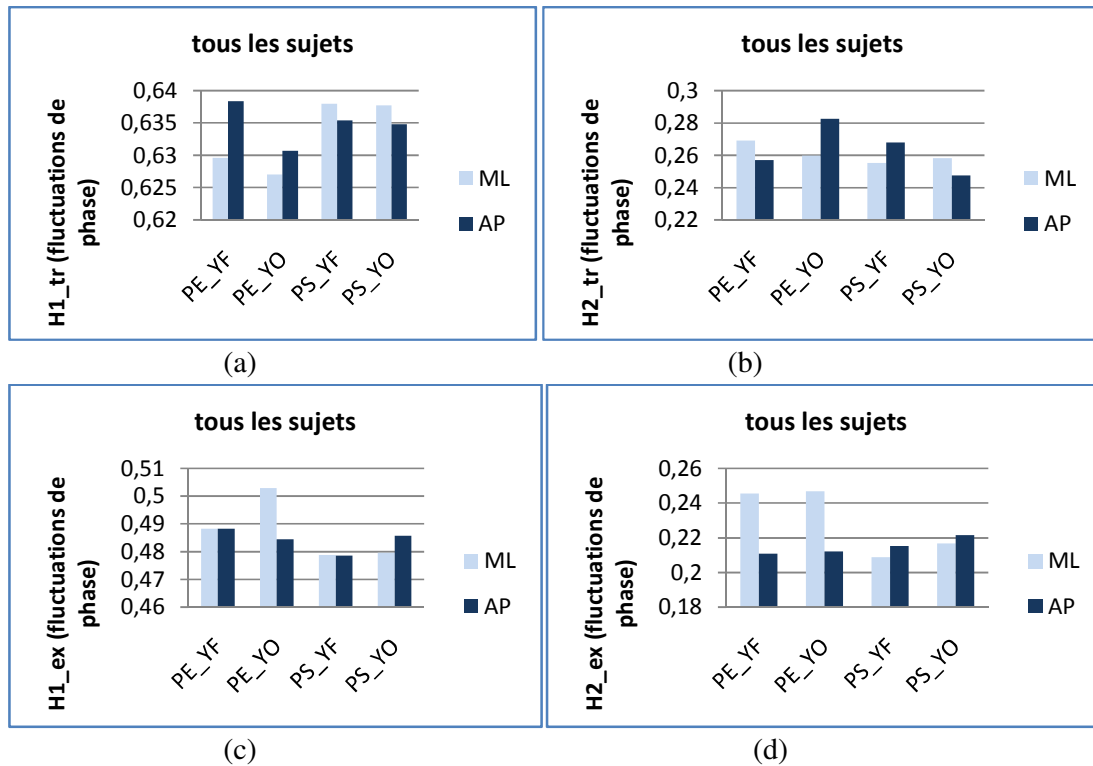


Figure.96 : Paramètres de Hurst relatifs aux diffusions des fluctuations de phase pour tous les sujets concernant (a) H1 pour tremblement, (b) H2 pour tremblement, (c) H1 pour excursion et (d) H2 pour excursion.

Il est remarquable que les valeurs du couple (H1, H2) sont plus grandes pour le signal des tremblements que l'excursion (Figure. 96). Nous remarquons aussi que pour le signal des tremblements $H1 > 0.5$ et $H2 < 0.5$ ce qui met en évidence la notion de persistance en boucle ouverte (SBO ; $H1 > 0.5$) et d'anti-persistance en boucle fermée (SBF ; $H2 < 0.5$) pour les fluctuations de phase du signal des tremblements. Concernant les fluctuations de phase du signal d'excursion, SBO et SBF présentent chacun un phénomène de persistance ($H1 < 0.5$ et $H2 < 0.5$) mais avec H1 et H2 largement distincts.

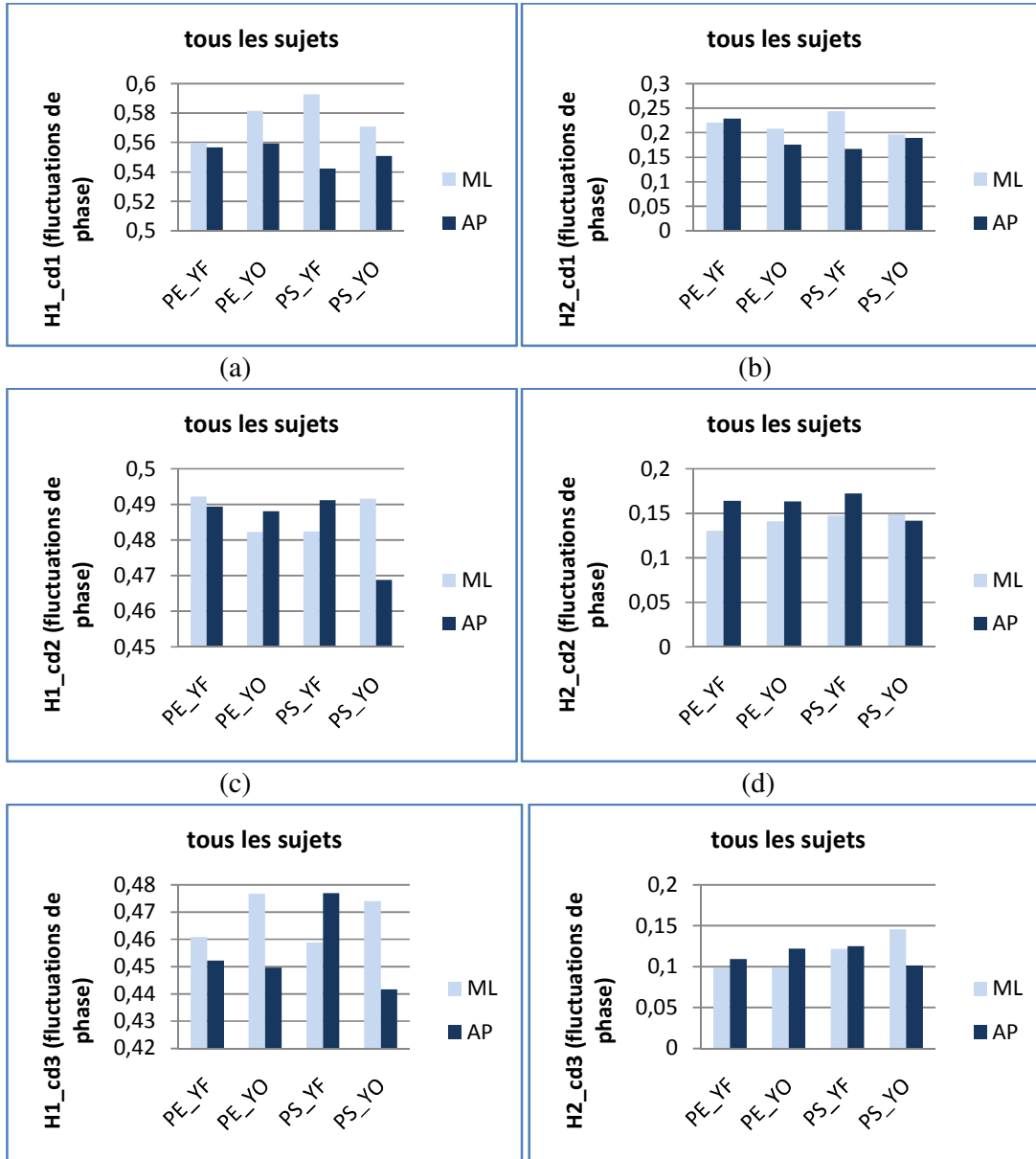


Figure.97 : Paramètres de Hurst relatifs aux diffusions des fluctuations de phase pour tous les sujets concernant (a) H1 pour cd1. (b) H2 pour cd1. (c) H1 pour cd2 et (d) H2 pour cd2. (e) H1 pour cd3 et (f) H2 pour cd3.

Il est notable que les courbes de diffusion des fluctuations de phase des composantes cd1, cd2, cd3 montrent clairement l'existence de deux régions linéaires permettant de définir deux valeurs de H : $H1$ et $H2$ ($H1$ et $H2$ très distincts) (Figure. 97). De plus, nous notons une diminution du couple ($H1$, $H2$) proportionnelle à une augmentation du niveau d'échelle. Ces résultats sont proches de ceux obtenus par [61] étudiant les courbes de diffusion des fluctuations de phase relatifs au x modes issus de la méthode EMD. Ces résultats suggèrent l'existence de deux régions linéaires dans ces courbes permettant de définir deux valeurs de H : $H1$ et $H2$. $H1 > H2 > 0.5$ et montrant une augmentation du couple ($H1$, $H2$) avec le rang du mode [114].

Etant donné que le signal des tremblements est un signal à haute fréquence par rapport à l'excursion et que pour les signaux de détail plus le niveau d'échelle est élevé plus le signal est de basse fréquence. Nous pouvons déduire que l'augmentation des coefficients de diffusion des fluctuations de phase est liée aux signaux à haute fréquence.

Il est à noter le signal cd1, $H1 > 0.5$ et $H2 < 0.5$ ce qui met en évidence la notion de persistance en boucle ouverte (SBO ; $H1 > 0.5$) et d'anti-persistance en boucle fermée (SBF ; $H2 < 0.5$) pour les fluctuations de phase de ce signal. Pour cd2 et cd3 les systèmes correspondants présentent une anti-persistance ($H2 < H1 < 0.5$).

Il est notable que nous ne pouvons rien conclure quant à l'effet de la vision, la proprioception ou la direction sur les coefficients de Hurst relatifs aux diffusions des fluctuations de phase.

3. Résultats liés des paramètres dynamiques.

Comme démontré précédemment, l'analyse des courbes de diffusion des signaux excursion et des tremblements montre qu'elles peuvent être modélisées par un système dynamique du second ordre. A partir de la modélisation du second ordre, les paramètres gain, amortissement et pulsation sont déduites. Il est aussi démontré que l'allure des courbes de diffusion des signaux issus de la décomposition en ondelettes ne permet pas de faire une analogie avec la modélisation en système du second ordre.

Dans cette partie, nous étudions le contrôle postural à travers les paramètres dynamiques. Les résultats des paramètres gain, amortissement et pulsation sont présentés respectivement dans les figures (98, 99, 100).

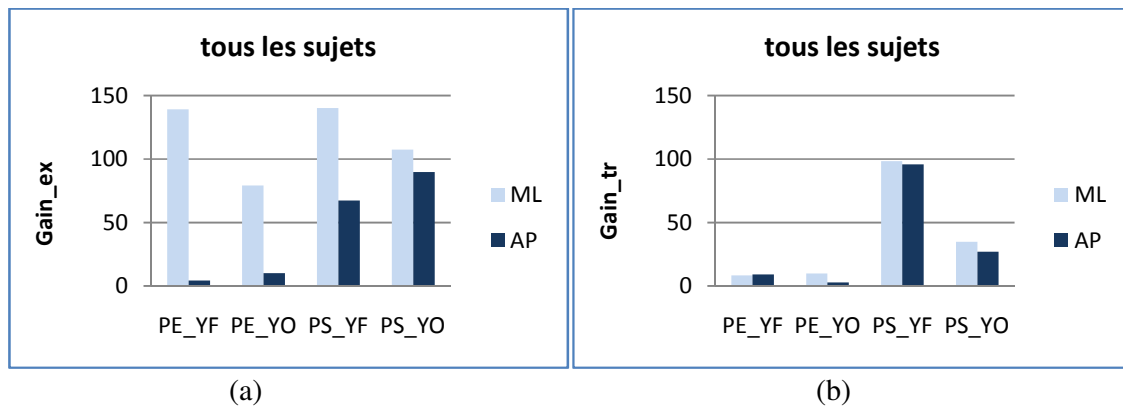


Figure.98 : gain dynamique pour (a) excursion et (b) tremblements.

Le gain est plus faible en situation PE qu'en situation PS et ceci est visible pour les enregistrements AP ainsi que ML et pour les deux signaux: excursion et tremblements (Figure .98). Il est à noter aussi que le gain est plus faible en YO qu'en YF pour les directions ML et AP ainsi que les signaux : excursion et tremblements. Ceci est similaire à ce qu'a trouvé [61] pour les modes issus de l'EMD. Nous remarquons aussi que les valeurs des gains en ML sont plus élevées qu'en AP.

Par analogie avec ce qu'on a déjà trouvé pour les autres paramètres précédemment, nous pouvons conclure qu'une grande valeur du gain est proportionnelle à une dégradation de l'équilibre postural.

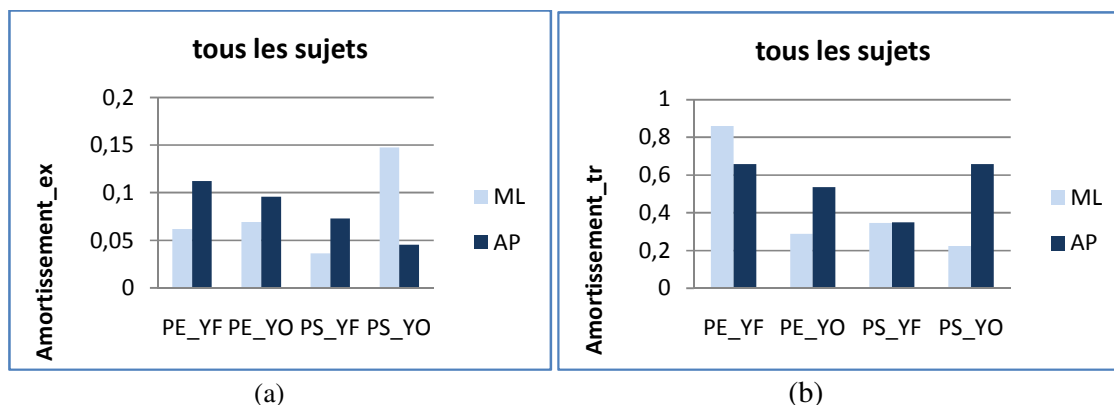


Figure.99 : Amortissement dynamique pour (a) excursion et (b) tremblements.

Nous remarquons qu'il y a une grande variabilité de l'amortissement qui l'exclut de toute analyse avancée (Figure.99).

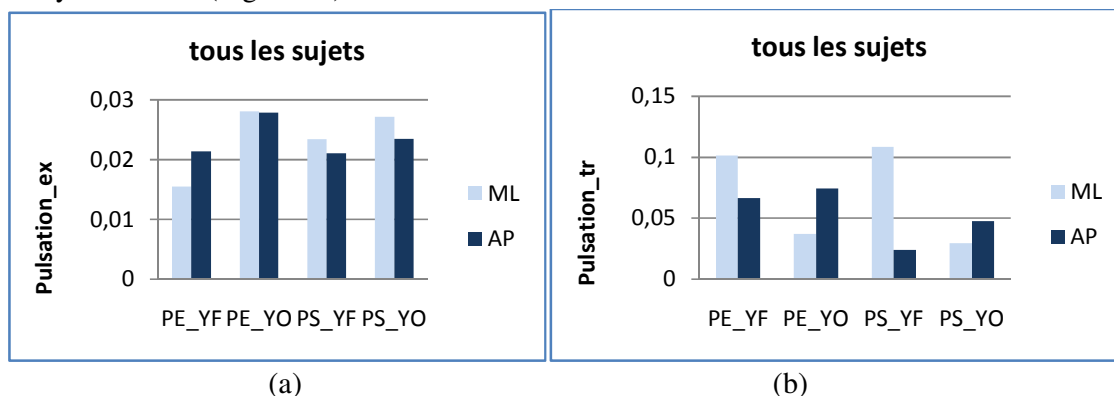


Figure.100: Pulsation dynamique pour (a) excursion et (b) tremblements.

Nous ne pouvons rien conclure quant aux effets de la vision, direction ou proprioception sur la pulsation (Figure.100). Par contre nous remarquons que la pulsation est plus faible pour l'excursion par rapport au signal des tremblements. Les valeurs élevées de la pulsation du système dynamique de second ordre sont liées aux signaux possédant des hautes fréquences.

Synthèse

La décomposition en ACP permet de décomposer le stabilogramme en trois composantes ayant chacune un sens physique à savoir la tendance, l'excursion et les tremblements. La décomposition en ondelettes a l'avantage d'étudier le stabilogramme dans différents niveaux d'échelles et permet de décomposer le stabilogramme en un signal d'approximation ca3 et trois niveaux de signaux de détail à savoir cd1, cd2, cd3. En considérant les résultats exposés ci-dessus liés aux composantes excursion et tremblements issues de la ACP et ceux liés aux composantes cd1, cd2 et cd3 nous remarquons que pour le paramètre surface de confiance, la méthode ACP (surtout par la composante excursion) a été plus performante à montrer les effets des facteurs vision proprioception, direction, âge, genre et taille sur la stabilité posturale tout en ayant des résultats cohérents avec ceux trouvés dans le chapitre 2 et dans des études antérieures. En considérant le paramètre pulsation propre de la phase, les deux méthodes ont fourni des résultats cohérents quant à l'apport de la vision et de la proprioception sur ce

paramètre. En ce qui concerne les coefficients de Hurst de la diffusion des fluctuations de phase, les deux méthodes de décomposition ont mis en évidence le phénomène de système à deux boucles (système à boucle ouverte et système à boucle fermé) correspondant à une courbe de diffusion à deux régions linéaires. Les deux méthodes ont aussi abouti à la déduction que l'augmentation des coefficients de diffusion des fluctuations de phase est liée aux signaux à haute fréquence. Enfin, la méthode ACP a été la seule à pouvoir fournir des résultats concernant les paramètres dynamiques étant donné que l'analyse des courbes de diffusion des signaux excursion et des tremblements montre qu'elles peuvent être modélisées par un système dynamique du second ordre. A partir de cette modélisation, les paramètres dynamiques ont pu être calculés. Par contre l'analyse des courbes de diffusion des signaux issus de la décomposition en ondelettes ne permet pas de faire une analogie avec la modélisation en système du second ordre. Les résultats de la ACP en ce sujet permettent de trouver une relation entre le gain et la stabilité (plus le gain est grand plus la stabilité est dégradé) et entre la pulsation dynamique et la fréquence des signaux (plus le signal est à haute fréquence et plus la pulsation est grande).

D'une façon générale bien que chacune des méthodes ACP et ondelettes présente un avantage différent par rapport à l'autre et bien que toutes les deux présentent des résultats intéressants quant à l'analyse du signal stabilométrique vu la pertinence des résultats de la ACP et l'avantage d'étudier le stabilogramme dynamiquement, la décomposition ACP semble plus performante que la décomposition en ondelettes. De ce fait, il est plus approprié d'utiliser la décomposition ACP plutôt qu'utiliser la décomposition en ondelettes pour l'analyse des signaux stabilométriques.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé deux méthodes de décomposition du signal stabilométrique qui s'avèrent prometteuse dans l'analyse de la stabilité posturale. Ces deux méthodes sont la ACP qui divise le stabilogramme en tendance, excursion et tremblement et la méthode de décomposition en ondelettes décomposant le stabilogramme en trois niveaux de signaux de détail et de signaux d'approximation. Une analyse approfondie des composantes issues de ces deux méthodes permet l'extraction de paramètres qualifiant le processus de contrôle postural. Bien que les deux méthodes présentent des résultats satisfaisants dans l'analyse posturale, chacune des deux méthodes a son avantage par rapport à l'autre : la ACP a l'avantage de décomposer le stabilogramme en composantes ayant un sens physique, alors que la décomposition en ondelettes a l'avantage de faire une analyse dans différents niveaux d'échelles. Toutefois, il est plus approprié d'utiliser la méthode ACP pour l'analyse des signaux stabilométriques.

Chapitre 4 :

Classification et Application à la Biométrie

Introduction

La biométrie consiste à identifier un individu à partir de ses caractéristiques. Elle connaît un renouveau spectaculaire depuis quelques années. Les principales propriétés souhaitables d'une biométrie sont les suivantes : universelle, mesurable, unique, permanente, performante, difficilement falsifiable ou reproductible, et bien acceptée des utilisateurs. Parmi les caractéristiques de la biométrie, il est possible de citer deux types de caractéristiques à savoir les caractéristiques physiques et comportementales. Les caractéristiques physiques comportent le visage, les empreintes digitales, l'iris, la voix et la forme de la main, etc ... Les caractéristiques comportementales comptent la démarche, l'écriture, etc...

Dans ce chapitre, nous avons considéré une caractéristique comportementale qui est la stabilométrie pour une première application biométrique qui est la reconnaissance d'individus ressemblants et non ressemblants (physiologiquement) par des classificateurs supervisée à savoir l'analyse discriminante linéaire (ADL) et la méthode des K plus proches voisins (K-ppv). Une deuxième application consiste à la classification des personnes par leur groupe physique (selon âge, genre, poids et taille). Ces applications sont basées sur un modèle de classification à partir de données d'où la nécessité d'utiliser des méthodes de classification supervisées. Parmi les méthodes supervisées nous avons choisi d'utiliser une méthode linéaire dont la plus utilisée est l'analyse discriminante linéaire (ADL), une méthode non linéaire dont la plus simple est la méthode des K plus proches voisins (K-ppv) et une méthode qui peut être soit linéaire soit non linéaire et connue pour son efficacité qui est les Machines à vecteurs de support (SVM).

I. La classification biométrique

1. Théorie de la biométrie

La biométrie est la science utilisée pour différencier des personnes entre elles grâce à leur biologie physiologique ou comportementale, qui peut être reconnue ou vérifiée de façon automatique. Le terme biométrie regroupe des modalités biométriques qui permettent de prouver l'identité [139]. La biométrie constitue donc un identificateur d'une personne qui ne peut pas être copié, volé ni oublié contrairement à des entités de type une clé, une carte d'identité ou un mot de passe.

Pour que des caractéristiques collectées puissent être qualifiées de modalités biométriques, elles doivent être universelles (exister chez tous les individus), uniques (permettre de différencier un individu par rapport à un autre), permanentes (autoriser l'évolution dans le temps), enregistrables (collecter les caractéristiques d'un individu avec son accord), mesurables (autoriser une comparaison future) [139]. L'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'iris, la rétine, le visage, l'empreinte palmaire, la géométrie de l'oreille, l'ADN, la voix, la démarche, la signature ou encore la dynamique de frappe au clavier sont autant de modalités biométriques différentes (Figure.101).

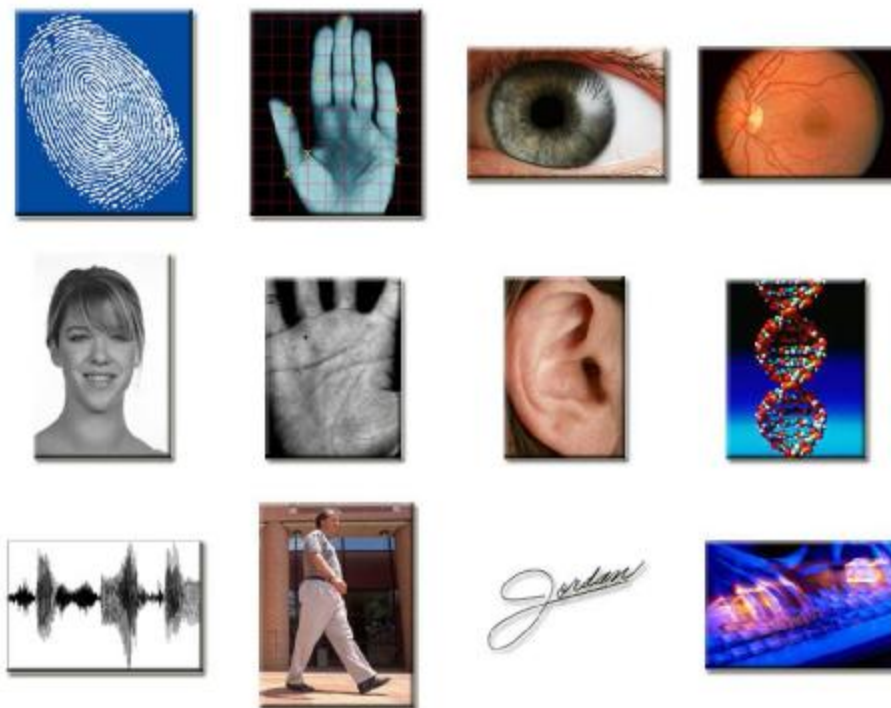


Figure.101 : Différentes modalités biométriques [139].

1.1 Technologie de la biométrie

Il existe deux catégories de technologies biométriques qui sont les techniques d'analyse du comportement et les techniques d'analyse de la morphologie humaine [160].

Les techniques d'analyse du comportement utilisent un trait personnel du comportement, par exemple : l'analyse de la dynamique de signature (la vitesse de déplacement du stylo, les accélérations, la pression exercée et l'inclinaison) ou la façon d'utiliser un clavier d'ordinateur (la pression exercée et la vitesse de frappe).

Les techniques d'analyse de la morphologie humaine utilisent une partie du corps humain : par exemple l'analyse des empreintes digitales, la forme de la main, les traits du visage, le dessin du réseau veineux de l'œil et la voix. L'avantage de ces éléments est qu'ils ne changent pas dans la vie d'un individu et ne subissent pas autant les effets de fatigue et de stress que les éléments comportementaux.

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, l'enrôlement, l'authentification et l'identification.

L'enrôlement où l'enregistrement est la première phase de tout système biométrique. Pendant cette étape, un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données. Cet enregistrement est généralement accompagné par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

L'authentification ou la vérification est la phase pendant laquelle l'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide, elle consiste donc à vérifier que la personne qui se présente est bien la personne qu'elle prétend être. Pour cela, la personne donne son identité et fournit un échantillon biométrique. Cet échantillon est comparé avec un échantillon biométrique propre à cette personne fourni antérieurement. Si les deux échantillons coïncident, avec une marge d'erreur prédéfinie, la personne est authentifiée. L'action correspond à la vérification du mot de passe dans un système de sécurité. Après s'être identifié, on s'authentifie par un mot de passe que le système compare à celui qu'il possède dans sa base de références.

L'identification est la phase où l'utilisateur ne dévoile pas explicitement son identité. Cependant, il y a une affirmation implicite faite par l'utilisateur qu'il est une des personnes déjà enrôlées par le système. Ainsi, l'échantillon biométrique fourni par cette personne est comparé avec les modèles de toutes les personnes de la base de données afin de déterminer son identité. L'action est la même que lorsque l'on renseigne son mot de passe dans un système de sécurité. Le système va rechercher les informations concernant ce mot de passe dans sa base de références.

1.2 Méthodes de reconnaissance d'Individus

Les techniques de reconnaissance d'individus peuvent essentiellement se diviser en deux grandes catégories à savoir les méthodes intrusives et les méthodes non intrusives [106].

Les méthodes intrusives requièrent la coopération de l'individu pour l'identifier. Il y a lieu de citer la comparaison d'ADN, l'identification par l'empreinte digitale, la rétine, l'iris, la géométrie de la main. Les méthodes intrusives sont considérées comme les plus performantes en termes de reconnaissance d'individus [160].

Contrairement aux méthodes intrusives les méthodes non intrusives ne requièrent pas un contact direct avec les individus. Les informations récupérées peuvent servir soit à identifier la personne, soit à raffiner le processus d'identification. En effet, lorsque plusieurs techniques d'identification sont simultanément possibles, plusieurs individus peuvent être éliminés uniquement à la vue du corps [106]. Parmi les méthodes non intrusives, nous distinguons les mesures morphologiques (3D) ainsi que l'analyse de la démarche et le visage.

1.3 Système de reconnaissance d'Individus

Un système de reconnaissance est un système d'identification et de vérification d'individus, qui permet de vérifier si une personne appartient à la base de données du système et de l'identifier si c'est le cas. Un système de reconnaissance passe par quatre étapes qui sont: l'acquisition et les pré traitements des données, l'extraction des paramètres, l'apprentissage et la décision (Figure.102).

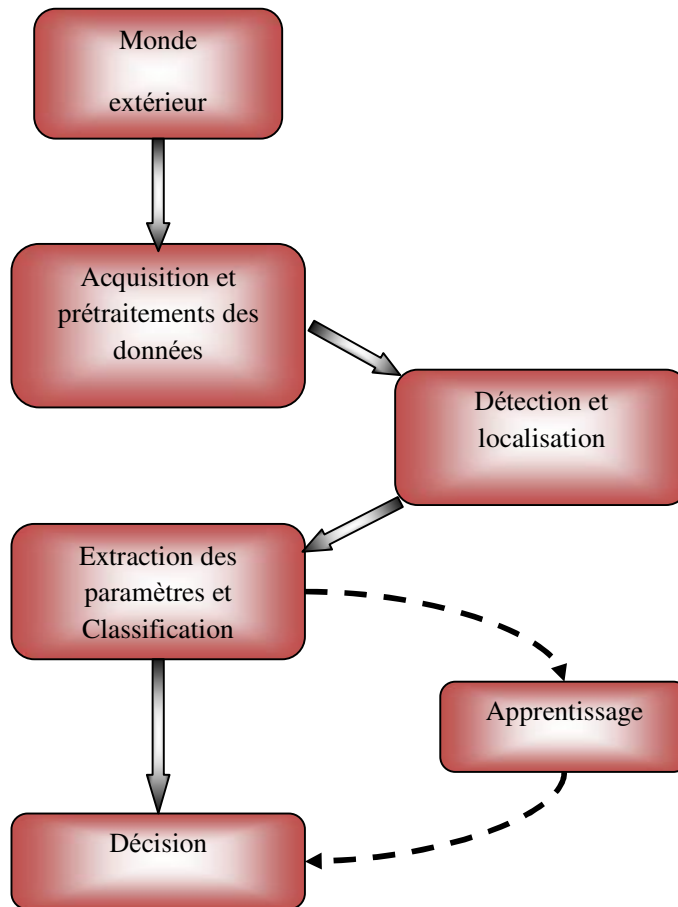


Figure.102 : Système de reconnaissance.

§ Acquisition et prétraitement des données

L'acquisition est l'opération qui permet d'extraire du monde réel une représentation, relative à la technologie biométrique choisie, des individus à identifier. Les données extraites sont des données brutes issues des capteurs reliés à des dispositifs optiques ou électroniques. De ce fait, les données peuvent être bruitées ou peuvent contenir des informations parasites. Le prétraitement permet de remédier à ces problèmes et permet de construire à partir des données brutes des données améliorées utilisables par la suite pour la reconnaissance.

§ Détection et localisation

Certains systèmes de reconnaissance sont complexes et présentent des difficultés qui résident en la détection et la localisation de la partie réellement utile pour la reconnaissance parmi une donnée acquise. Par exemple pour le système de reconnaissance du visage, Il faut détecter la présence d'un visage dans l'image puis le localiser afin d'extraire les traits pour le caractériser et le différencier des autres. Le résultat de cette étape est l'obtention de la partie de donnée à traiter.

β Extraction des paramètres et classification

Dans cette étape, à partir des données acquises et prétraitées, des paramètres sont extraits pour construire les données qui seront utilisées pour la reconnaissance. De ces paramètres, nous gardons les informations qui sont discriminantes et non redondantes. Ces informations seront ensuite classées et affectées à la classe la plus proche. Une classe regroupe les individus ayant des similarités.

β Apprentissage

L'apprentissage consiste à mémoriser les informations ou une partie des informations calculées précédemment pour les individus connus. Cette phase permet de faciliter la phase de reconnaissance mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker. L'apprentissage constitue la mémoire du système.

β Décision

La décision est la partie du système où on tranche sur l'appartenance d'un individu à une classe et/ou sur son identité. Donc la décision c'est l'aboutissement du processus. On peut le valoriser par un taux de justesse et de fiabilité de la décision qui est déterminé par le taux de reconnaissance.

1.4 Limitations des systèmes biométriques

La biométrie, étant la science basée sur la biologie physiologique ou comportementale des personnes en vue de les différencier, établit un lien physique entre une personne et son identité et permet donc une identification plus sûre que d'autres moyens tels que les cartes, les badges, les mots de passe ou les clés qui posent des problèmes de sécurité liés à leur perte, vol ou falsification pouvant ainsi couper lien avec la personne. Cependant, les systèmes biométriques ont certaines limitations liées essentiellement à la performance. En effet, si une personne utilise un mot de passe ou une carte, la réponse du système est exacte à 100% (Soit à 100% identifiée soit à 100% rejetée donc non identifiée). Par contre les systèmes biométriques ne permettent pas cette reconnaissance exacte mais plutôt ils fournissent un score ou un taux de reconnaissance entre 0 et 1 caractérisant le degré de similitude entre les deux données biométriques comparées. Cette absence de réponse exacte est due à plusieurs facteurs à savoir la déformation physique lors de la capture (liée à la variabilité du capteur), le bruit d'acquisition, les erreurs lors de la numérisation, le manque de représentation invariante de la modalité biométrique (la modalité varie au cours du temps pour un individu qui peut être due à des changements de conditions de l'environnement ambiant ou à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur au cours de l'enregistrement), la non unicité (les caractéristiques extraites à partir de données biométriques d'individus différents peuvent être relativement similaires comme par exemple le cas d'une reconnaissance faciale de vrais jumeaux), la non universalité (certaines modalités ne peuvent pas être utilisées par une certaine catégorie de la population), la sensibilité au fraude (possibilité de contourner certaines modalités biométriques par exemple il est possible de fabriquer de fausses empreintes digitales en gomme et de les utiliser pour contourner un système biométrique) ou encore l'impossibilité des acquisitions biométriques dans certaines conditions (à titre d'exemple il est difficile de faire la reconnaissance par voix dans un endroit bruyant) [4][139].

Toutes ces limitations font en sorte que les systèmes biométriques ne sont pas encore utilisés dans toutes les applications courantes et spécialement dans les applications critiques de sécurité.

2. Application biométrique

Un système de reconnaissance comporte une phase primordiale et décisive qui est l'extraction des paramètres et la classification. La première étape de cette phase consiste à retenir parmi les informations extraites celles qui sont discriminatives et non redondantes à utiliser lors de la classification. Cette étape est basée sur les résultats d'un ou des tests statistiques. Une fois les paramètres sont choisis, la deuxième étape consiste à utiliser un classificateur se servant de ces paramètres comme corpus d'apprentissage pour trancher sur l'appartenance à un groupe ou l'identité d'un individu. De ce fait, le choix des tests statistiques et le choix du classificateur sont très importants et constituent le garant d'une bonne performance du système de reconnaissance.

2.1 Tests statistiques

Afin de pouvoir différencier entre les groupes de personnes ou reconnaître des personnes, une étape importante consiste à choisir les paramètres à utiliser lors de la classification. Ce choix peut être basé sur une ou des approches statistiques nécessaires afin d'estimer et de distinguer la variabilité intra et inter-groupes de chaque paramètre. Les paramètres retenus sont les paramètres ayant une différence significative entre les groupes. De nombreux tests statistiques sont utilisés dans des études similaires allant du test t de Welch (lorsque les groupes ont des variances inégales) aux approches bayésiennes [49][109] en passant par les analyses de variance [95].

L'application des tests dépend de la nature des données analysées, il faut savoir si les données analysées sont indépendantes [73], appariées [157] ou multi-variées [96].

2.1.1 Tests paramétriques classiques ou tests t

Le test t est la méthode la plus couramment utilisée pour évaluer si la différence observée entre deux échantillons est significative. Deux versions du test t existent suivant l'indépendance ou l'appariement des échantillons :

- Le test t pour données appariées : s'applique à l'analyse des données d'une même personne mais prise à deux moments différents. A titre d'exemple, nous citons les travaux de [101] qui supposent une population d'individus atteints d'arythmie cardiaque dont des échantillons sont analysés avant et après un traitement thérapeutique.
- Le test t pour données non appariées : permet la comparaison de deux populations différentes. Par exemple, une population d'adolescents atteints d'une pathologie peut être comparée à une population de patients plus âgés pour mettre entre évidence l'évolution de la pathologie [102]. Pratiquement, ce test est très similaire au test t pour des données appariées. La principale différence est l'estimation des variances des populations.

2.1.2 Les tests non paramétriques

Les tests non paramétriques sont généralement robustes face aux données bruitées. Deux grandes catégories de tests non paramétriques existent :

- Tests non paramétriques « classiques » : Parmi ces tests, l'équivalent du test t sur des données appariées est le test des signes de Wilcoxon qui est moins puissant que son équivalent paramétrique ou que les méthodes par ré-échantillonnage aléatoire [187].
- Analyses par ré-échantillonnage aléatoire : L'objectif de ces analyses est de comparer un jeu de données observées expérimentalement à des jeux de données empiriques (générées) afin de déterminer si la distribution des données observées est liée au hasard [190].

2.1.3 ANOVA

ANOVA (ANalyse Of VAriance), permet d'évaluer si les moyennes de un ou plusieurs groupes d'échantillons sont significativement différentes et si un ou plusieurs facteurs affectent les mesures.

L'ANOVA et ses variantes sont des techniques d'analyse puissantes qui permettent de mettre en évidence les différences entre plusieurs groupes de facteurs. Toutefois, ces approches requièrent un plan expérimental bien construit, un grand nombre de mesures et une certaine expertise pour la construction du modèle [44]. Enfin, une ANOVA est applicable si les facteurs étudiés sont des variables discrètes tel le sexe.

2.2 Les méthodes de classification

Les paramètres choisis suite à l'application du test statistique ANOVA vont servir de critères discriminants entre les sujets et entre les groupes selon leur âge, sexe, taille ou poids. Cette discrimination est assurée par des algorithmes de classification. Ces algorithmes sont définis comme des méthodes de répartition d'un ensemble de points ou vecteurs en plusieurs sous-ensembles, sur la base de leurs similarités ou dissimilarités [72]. Le but est de construire des groupes qui minimisent la variabilité intra-groupe tout en maximisant les distances inter-groupes. Plus précisément, ils visent à trouver l'ensemble des groupes dont les membres sont très similaires mais distants des autres membres sur la base de leur spécificité.

Les algorithmes de classification se regroupent en deux grandes catégories: les approches supervisées et non supervisées. Les méthodes non supervisées regroupent les objets sans *a priori*. Ces techniques sont dites exploratoires et sont essentiellement employées pour la découverte de classes. A l'inverse, les méthodes supervisées utilisent de la connaissance *a priori*.

Elles établissent des règles et un modèle de classification à partir d'un jeu de données annotées, ou jeu d'apprentissage, pour ensuite prédire la classification de nouveaux cas appartenant à un jeu de données test.

2.2.1 Classification non supervisée

Les méthodes de classification non supervisée sont des techniques de regroupement où un processus automatique sépare les données observées en groupes distincts sans aucune connaissance préalable des classes existantes.

a) Classification hiérarchique

Les méthodes de classification hiérarchique génèrent des suites de classes emboîtées qui définissent une hiérarchie de partitions encore appelée classification hiérarchique. Les algorithmes de classification travaillent à partir des matrices de distances issues des matrices de données. Actuellement, il existe trois principales modalités de calcul de distances entre les classes (distance inter-groupes) qui permettent de générer deux grands types d'algorithmes de classifications hiérarchiques : les algorithmes ascendants et les algorithmes descendants.

b) Méthode de K-moyennes

Cet algorithme a pour but de minimiser la distance de chaque objet par rapport au centre du groupe auquel il appartient.

La méthode des k -moyennes distribue les données en k groupes choisis *a priori* et répartis autour de k centres appelés noyaux ou centroïdes.

Lors de l'initialisation, les k centroïdes sont tirés au hasard soit à partir de l'ensemble des données, soit des profils composites issus des données de départ soit d'un ensemble de données plus vaste représentant la population étudiée.

A partir de ces k centres, chaque individu est affecté à l'un des noyaux (le plus proche) ce qui permet de former k groupes. Le barycentre de chaque groupe est alors calculé pour constituer k nouveaux centres. L'opération est réitérée jusqu'à convergence.

Aujourd'hui, cette approche compte parmi les algorithmes de groupement les plus simples et les plus rapides en conséquence, l'un des plus utilisés [183].

2.2.2 Classification supervisée

Les méthodes de classification supervisée, contrairement aux méthodes de découvertes de profils, utilisent de la connaissance *a priori* pour construire des classifications [176]. Elles établissent des règles et un modèle de classification à partir d'un jeu de données connues et annotées, dit jeu d'apprentissage, afin de prédire la classification de nouveaux cas appartenant à un jeu de données test. Ainsi, la plupart des méthodes de classification supervisée comprennent une phase d'apprentissage sur des échantillons dont la classification est connue et une phase de test ou de décision au cours de laquelle l'algorithme de classification est généralisé pour prédire la classification d'autres échantillons.

Comme pour les approches non supervisées, il existe de nombreuses techniques de classification supervisées.

a) K plus proches voisins

La technique des k plus proches voisins ou K-ppv est la méthode de classification la plus simple. Soit un nombre d'échantillons appartenant à des classes connues, l'échantillon inconnu est associé à la classe qui possède les k échantillons qui lui sont les plus proches ou similaires. Autrement dit, chaque point de test prend l'étiquette de la classe dominante parmi ses k -ppv.

Deux paramètres sont à définir pour appliquer l'algorithme : k ou le nombre d'échantillons voisins recherchés et l ou la marge d'erreur. Plus précisément, si $k=3$ et $l=3$, cela signifie que les 3 plus proches voisins doivent être dans la même classe ; si $l=2$ au moins 2 des 3 plus proches voisins doivent être dans la même classe. L'algorithme des K-ppv peut facilement

séparer plusieurs classes et distinguer des classes de données non linéaires. Il est non linéaire étant donné que sa surface de décision ou frontière de séparation est de forme non linéaire (Figure.103). Seul inconvénient majeur, cette méthode est sensible aux valeurs aberrantes.

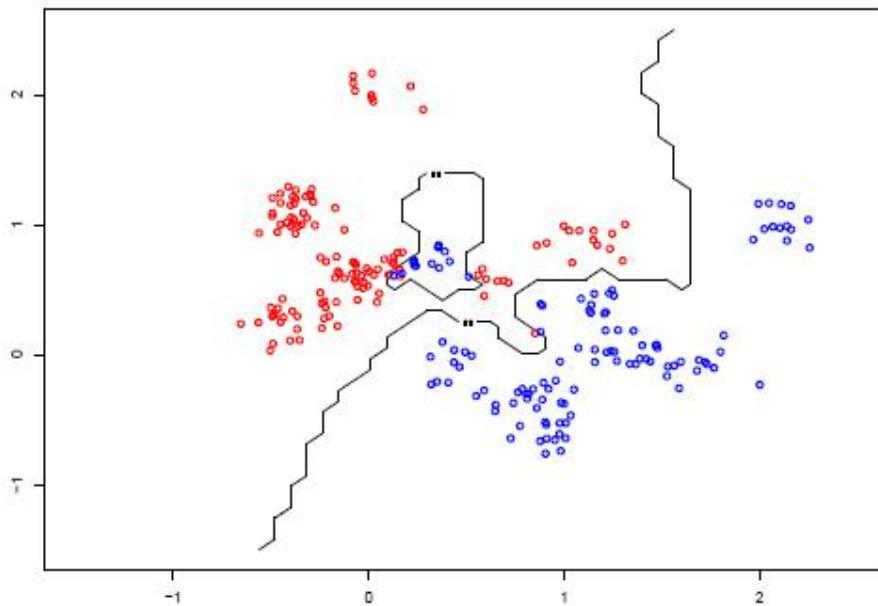


Figure.103 : Exemple de frontière de décision de k-ppv (Avec ici $k = 1$).

b) Analyse discriminante linéaire

Contrairement à la technique de K-ppv, l'analyse discriminante linéaire (ADL) est paramétrique. La classification est basée sur un modèle statistique issu de données distribuées selon la loi normale. Dans un premier temps, une ligne droite ou un hyperplan est calculé afin de séparer au mieux deux classes connues. Cette séparation est réalisée de telle sorte que la variation intra-classe soit minimale et que la variation inter-classe soit maximale. L'échantillon inconnu est alors positionné dans l'espace et associé à la classe dont il est le plus proche dans le plan. De ce fait L'ADL est dit classifieur linéaire étant donné que ses frontières de décision sont des hyperplans affines (Figure.104). La frontière de décision est la surface de décision séparant une classe des points affectés à une autre classe.

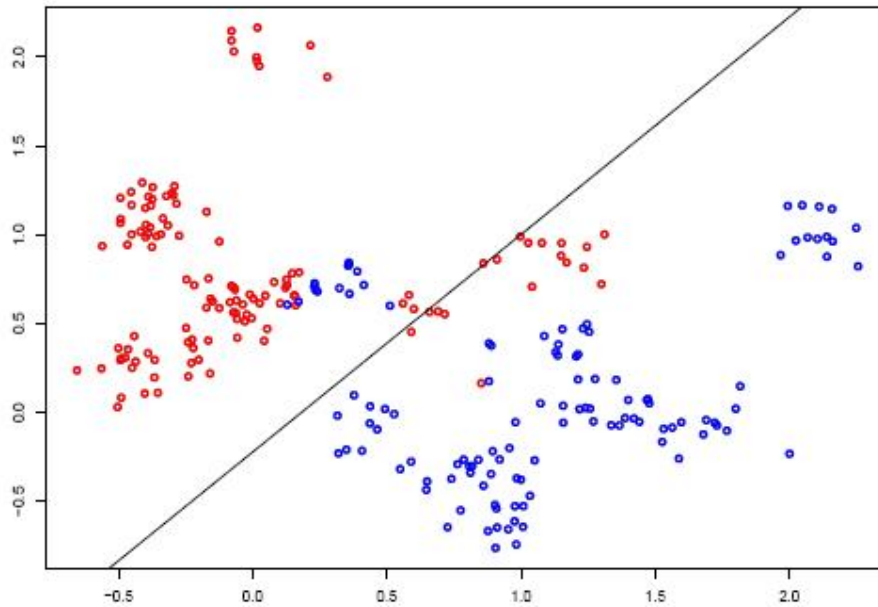


Figure.104: Exemple de frontière de décision de l'ADL.

De manière générale, l'analyse discriminante linéaire est une technique puissante. Toutefois, elle nécessite que les données soient séparables linéairement.

L'ADL vise à réduire la dimension du problème tout en séparant au mieux les différentes classes. De manière formelle, le problème est de trouver la matrice de projection qui maximise le rapport de la variance inter-classes et la variance globale. Le but est de favoriser le regroupement des points d'une même classe et de maximiser la distance entre les groupes obtenus.

c) Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support (*SVM*) correspondent à une évolution majeure des algorithmes de classification supervisée [192]. Le principe d'une *SVM* est de dessiner une droite ou un hyperplan afin de séparer au mieux deux ou plusieurs classes d'apprentissage présentes dans l'espace à n dimensions des données. L'objectif est de maximiser la distance des échantillons aux frontières de l'hyperplan. Les frontières sont définies par un jeu de données appartenant aux données d'apprentissage. Ces frontières sont les vecteurs de support. Ils peuvent être définis de manière linéaire ou à partir d'une famille de fonctions. La distance entre les vecteurs de support des classes ou frontières représente la marge de l'hyperplan. Lorsqu'il n'existe pas d'hyperplan capable de séparer les données, les échantillons sont transposés dans un espace de dimension supérieure.

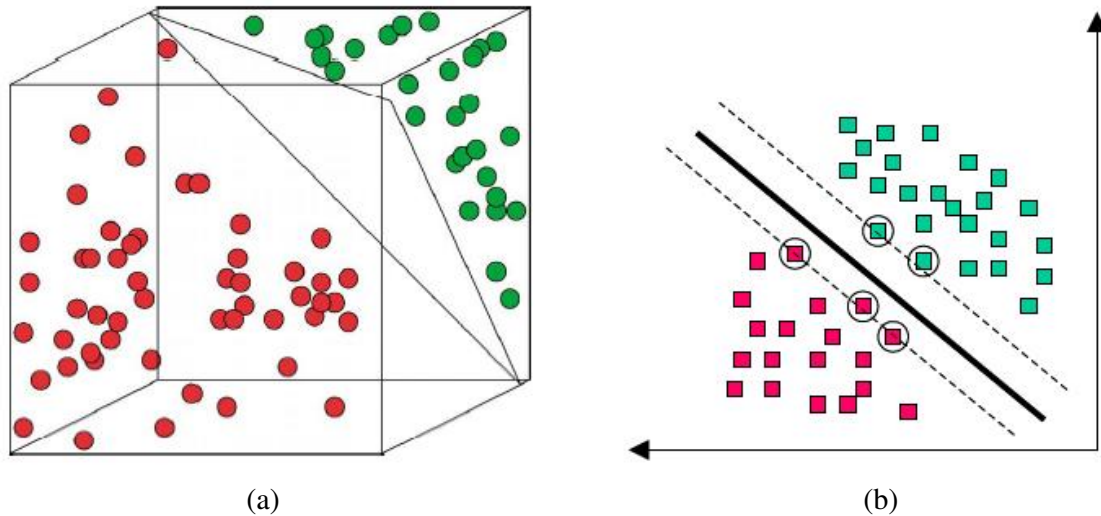


Figure.105 : Approche binaire de Machine à vecteurs de support. (a) Visualisation dans un espace à 3 dimensions. (b) Visualisation dans un espace à 2 dimensions [102].

La figure.105 explique l'approche binaire de SVM. En fait, l'algorithme sélectionne un hyperplan (triangle dans un espace à 3D (a) et ligne accentuée dans un espace à 2D (b)) qui maximise la largeur de l'écart, appelé aussi la marge, entre 2 classes (points rouges et verts). L'hyperplan est défini par des frontières appelées vecteurs supports (cercles noirs (b)). Les nouveaux échantillons sont classés selon leur position par rapport à l'hyperplan [102].

Développées dans un premier temps pour une séparation binaire des données différentes approches SVM existent aujourd'hui pour une analyse multi-classes ou *MC-SVM*. Ces algorithmes donnent généralement des réponses précises. Ils minimisent le risque de surapprentissage permettant ainsi la généralisation de la règle de classification. Ces techniques présentent également l'avantage d'être particulièrement robustes aux problèmes de dimension. De manière générale, ces techniques sont plus efficaces que les autres algorithmes de classification supervisée tels que la méthode des K-ppv ou les différentes approches de réseaux neuronaux.

d) Classification des centroïdes

La classification par l'analyse des centroïdes permet une répartition rapide des données en plusieurs classes. Pour chaque classe connue, le barycentre est calculé. Ensuite, toutes les distances possibles (le plus souvent distance euclidienne) entre l'échantillon à classer et les différents barycentres des différentes classes sont calculées. L'échantillon inconnu est alors agrégé à la classe pour laquelle la distance au barycentre est la plus faible. Cette approche possède deux inconvénients majeurs : elle est sensible aux données bruitées et sépare les données uniquement de façon linéaire.

2.2.3 Choix des techniques de classification

Le tableau.3 présente les avantages et les inconvénients des méthodes de classification non supervisées et supervisées citées ci dessus.

Tableau.3 : Avantages et inconvénients des classificateurs (a) non supervisées ; (b) Supervisées.

(a)

Classification non supervisée	Classification hiérarchique	K-moyennes
<i>Avantages</i>	- Intuitive	- Intuitive - Implémenté dans de nombreux outils
<i>Inconvénients</i>	- Résultats dépendant des métriques et distances Choisies - Sensibles aux valeurs aberrantes	- Nécessité de spécifier le nombre de groupes attendus - Non déterministe

(b)

Classification supervisée	(KNN)	(LDA)	(SVM)	Classification par centroïdes
<i>Avantages</i>	- Intuitive - Temps de calcul rapide - Capacité à séparer des données non linéaires - Classification extensible à plus de 2 classes	- Basée sur un modèle statistique - Puissante	- Implémenté dans de nombreux outils - Capacité à séparer des données non linéaires	- Intuitive - Rapide (temps calcul) - Classification extensible à plus de 2 classes
<i>Inconvénients</i>	-Sensibles aux valeurs aberrantes	- Séparation de données linéaires uniquement	- Pas directement applicable à plus de deux classes	- Séparation de données linéaires uniquement

Parmi les méthodes de classification non supervisée, la classification hiérarchique ascendante est certainement la technique la plus simple. Concernant les approches supervisées, Les méthodes de classification supervisées utilisent de la connaissance *a priori* pour construire des classifications. Elles établissent des règles et un modèle de classification à partir d'un jeu de données connues et annotées, dit jeu d'apprentissage, afin de prédire la classification de nouveaux cas appartenant à un jeu de données test. Les méthodes se distinguent principalement par leur mode de séparation des données (1 ou plusieurs classes, linéaire ou non).

3. Le protocole expérimental de classification

3.1 Objectif et démarche

Nombreuses sont les caractéristiques physiques et comportementales utilisées pour la reconnaissance d'individus. Le but de cette partie de travail est d'étudier la performance de la stabilométrie en tant que caractéristique comportementale en application biométrique. Dans ce cadre, 25 sujets sains ne présentant pas de pathologies affectant l'équilibre postural, ont effectué une série d'enregistrements stabilométriques. Ces sujets sont divisés en groupes selon l'âge en adulte et jeune, selon le genre en féminin et masculin, selon la taille en grand et petit et selon le poids en gros et maigre. Ces enregistrements stabilométriques sont les déplacements du CdM d'un sujet maintenant pendant 30s une position orthostatique sur une plateforme électromagnétique. Ces enregistrements sont effectués à quatre conditions expérimentales différentes :

Condition 1 : Pieds Écartés – Yeux Fermés (PE-YF).

Condition 2 : Pieds Écartés – Yeux Ouverts (PE-YO).

Condition 3 : Pieds Serrés – Yeux Fermés (PS-YF).

Condition 4 : Pieds Serrés – Yeux Ouverts (PS-YO).

De chaque enregistrement, il est extrait deux signaux liés à la direction de la tête (ML et AP) et où chaque signal est échantillonné à 60Hz et prétraité. Ces signaux forment la base de données qui sert de support pour différentes analyses des spécificités du contrôle postural. Certaines de ces analyses sont effectuées sur les signaux de base (analyses classiques) et d'autre sont effectuées sur les composantes du signal de base issues de deux méthodes de décomposition à savoir ACP et en ondelettes. Ces études sont élaborées pour la totalité de la population ou tous les sujets ainsi que pour les différents groupes de sujets. Ces études aboutissent à l'élaboration d'une deuxième base de données contenant des paramètres extraits des différents types d'analyses effectuées. Cette deuxième base de données servira de support pour un système de reconnaissance mis en œuvre pour aboutir à deux applications biométriques.

La première application est une identification de personnes. Elle consiste premièrement à identifier quatre sujets considérés comme les plus ressemblants de point de vu caractéristiques physiologiques (âge, taille, poids). Deuxièmement, il est question d'identifier dix sujets considérés comme les plus non ressemblants càd hétérogènes de point de vue genre et qui sont les plus distincts par leur âge, leur taille ou leur poids.

La deuxième application biométrique est une classification par groupe. Cette application concerne la classification des vingt cinq volontaires de l'étude, par groupe selon l'âge, le genre, la taille et le poids.

3.2 Architecture de notre système de reconnaissance

Les applications biométriques nécessitent la mise en place d'un système de reconnaissance dont l'architecture est expliquée dans la figure.106.

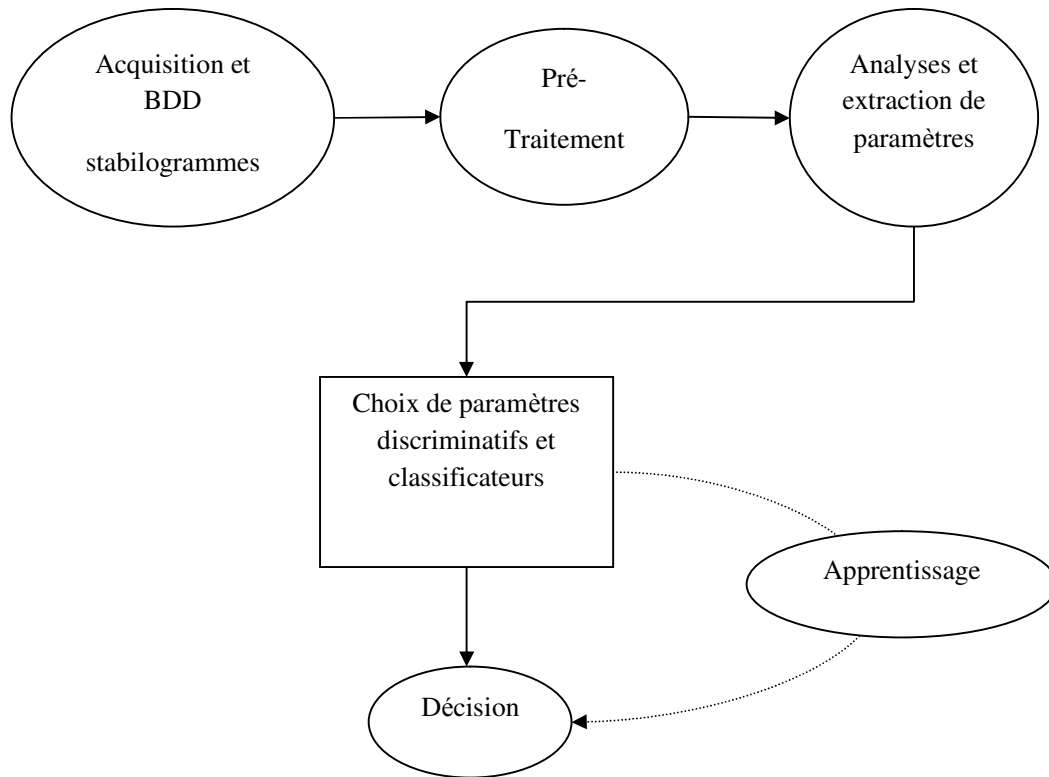


Figure.106 : Architecture du système de reconnaissance stabilométrique.

3.2.1 Acquisition et base de données des stabilogrammes

Nous avons extrait, grâce à une plateforme électromagnétique, les déplacements dans le plan horizontal du CdM à différentes situations de tous les sujets à identifier par la suite. De ces déplacements nous avons extrait les signaux à direction ML et les signaux à direction AP.

Ces signaux appelés stabilogrammes forment la base des données brutes.

3.2.2 Prétraitement

A partir de ces données brutes et pour pallier aux différents problèmes de distorsion et de filtrage, des traitements spécifiques, tel que le filtre passe bas de Butterworth, sont appliqués permettant d'avoir les signaux stabilométriques améliorés et utilisables par la suite (voir chapitre 1).

3.2.3 Analyses et extraction de paramètres

Afin d'étudier les spécificités du contrôle postural, une étude classique, effectuée sur les signaux de base, est élaborée. Cette étude permet d'extraire des paramètres spatio-temporels, spectraux et stochastiques. Ensuite une deuxième étude basée sur deux méthodes de

décomposition (ACP et en ondelettes) est élaborée. Cette étude n'est pas effectuée sur les signaux de base mais sur les composantes de ces signaux issues de la décomposition ACP et de la décomposition en ondelettes. Cette étude permet d'extraire de nouveaux paramètres liés à la phase des composantes, liés aux fluctuations des diffusions de phase et dynamiques.

L'ensemble de ces paramètres forme une deuxième base de données à partir de laquelle les plus pertinents vont être retenus pour les applications biométriques.

3.2.4 Choix des paramètres et Classificateurs

Cette étape est primordiale et décisive pour garantir de bonnes performances de reconnaissance. Elle consiste à retenir les paramètres non redondants et discriminatifs entre les sujets, ces informations sont ensuite sauvegardées pour être utilisées en apprentissage et décision. Le choix des paramètres discriminatifs est effectué suite à une étude statistique basée sur le test ANOVA. Ces paramètres sont divisés en trois types selon l'analyse dont ils sont extraits : paramètres classiques, paramètres de la décomposition ACP et paramètres de la décomposition en ondelettes. Les valeurs de ces paramètres forment un corpus pour les applications biométriques qui nécessite l'utilisation de méthodes de classification supervisées.

Nous avons choisi pour la première application d'utiliser un classificateur non linéaire qui est K plus proche voisins (k-ppv) et un classificateur linéaire qui est l'analyse discriminante linéaire (ADL). Pour la deuxième application à côté des classificateurs K-ppv et ADL nous avons utilisé le classificateur machines à vecteurs de support (SVM) connu pour ces performances en classification bi-classes [102].

3.2.5 Apprentissage

L'apprentissage consiste à mémoriser une partie (environ les deux tiers des valeurs) de chaque information retenue pour chacun des individus connus. Cette partie mémorisée constitue un modèle de reconnaissance, propre à chaque sujet. Ce modèle est adopté par le système de reconnaissance. Cette phase permet de faciliter la phase de reconnaissance mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker en quelque sorte l'apprentissage est la mémoire du système.

3.2.6 Décision

La décision est la partie du système où on tranche sur l'appartenance d'un individu à une classe et/ou sur son identité. C'est l'étape de test qui utilise la partie restante des informations retenues (le un tiers restant des valeurs). La décision est l'aboutissement du processus. On peut la valoriser par un taux de justesse et de fiabilité de la décision qui est déterminé par le taux de reconnaissance.

Suite à cette étape, et selon les taux de reconnaissance trouvés, nous discutons la performance de chaque classifieur utilisé (k-ppv, ADL et SVM) et la performance de chaque combinaison parmi les types de paramètres retenus (paramètres classiques, paramètres de la décomposition ACP et paramètres de la décomposition en ondelettes).

II. Résultats et discussions

1. Etude statistique

Une analyse statistique ANOVA est appliquée sur les paramètres retenus suite à la phase d'analyse afin de garder les paramètres les plus discriminatifs (Tableau.4).

Tableau.4 : Liste des paramètres utilisés pour la classification.

Type d'analyse	Type du paramètre	Nom du paramètre
classique	position moyenne du CdM (PM)	PM-ML PE_YF ; PM-ML PE_YO; PM-ML PS_YF; PM-ML PS_YO; PM-AP PE_YF; PM-AP PE_YO; PM-AP PS_YF; PM-AP PS_YO
	vitesse moyenne du CdM (VM)	VM-ML PE_YF ; VM-ML PE_YO; VM-ML PS_YF; VM-ML PS_YO ; VM-AP PE_YF; VM-AP PE_YO; VM-AP PS_YF; VM-AP PS_YO
	Surface de l'ellipse de confiance (CEA)	CEA PE_YF ; CEA PE_YO; CEA PS_YF; CEA PS_YO
	Fréquence centroidale (FC)	FC-ML PE_YF ; FC-ML PE_YO; FC-ML PS_YF; FC-ML PS_YO ; FC-AP PE_YF; FC-AP PE_YO; FC-AP PS_YF; FC-AP PS_YO
	densité spectrale de puissance (PSD)	PSD-ML PE_YF ; PSD-ML PE_YO; PSD-ML PS_YF; PSD-ML PS_YO; PSD-AP PE_YF; PSD-AP PE_YO; PSD-AP PS_YF; PSD-AP PS_YO
décomposition ACP	surface du cercle de confiance de l'excursion (Su_ex)	Su_ex-ML PE_YF ; Su_ex-ML PE_YO ; Su_ex-ML PS_YF ; Su_ex-ML PS_YO ; Su_ex-AP PE_YF ; Su_ex-AP PE_YO ; Su_ex-AP PS_YF ; Su_ex-AP PS_YO
	surface du cercle de confiance du tremblement (Su_tr)	Su_tr-ML PE_YF ; Su_tr-ML PE_YO ; Su_tr-ML PS_YF ; Su_tr-ML PS_YO ; Su_tr-AP PE_YF ; Su_tr-AP PE_YO ; Su_tr-AP PS_YF ; Su_tr-AP PS_YO
décomposition en ondelettes	surface du cercle de confiance du cd2 (Su_cd2)	Su_cd2-ML PE_YF ; Su_cd2-ML PE_YO ; Su_cd2-ML PS_YF ; Su_cd2-ML PS_YO ; Su_cd2-AP PE_YF ; Su_cd2-AP PE_YO ; Su_cd2-AP PS_YF ; Su_cd2-AP PS_YO

	surface du cercle de confiance du cd3 (Su_cd3)	Su_cd3-ML PE_YF ; Su_cd3-ML PE_YO ; Su_cd3-ML PS_YF ; Su_cd3-ML PS_YO ; Su_cd3-AP PE_YF ; Su_cd3-AP PE_YO ; Su_cd3-AP PS_YF ; Su_cd3-AP PS_YO
--	--	--

Les paramètres retenus sont ceux présentant une différence significative correspondant à une valeur-P du test ANOVA inférieur à 0.05. Les paramètres retenus pour la classification sont : la position moyenne du CdM (PM), la vitesse moyenne du CdM (VM), surface de l'ellipse de confiance (CEA), la fréquence centroidale (FC), la densité spectrale de puissance (PSD), surface du cercle de confiance relatif à l'excursion (Su_ex), au tremblement (Su_tr), à cd2 (Su_cd2) et à cd3 (Su_cd3) en chaque direction (ML/AP) et chaque situations (PE_YF, PE_YO, PS_YF, PS_YO). Ils sont classés en trois types de paramètres selon l'analyse dont ils sont extraits : classique, la décomposition ACP et la décomposition en ondelettes. Le tableau.4 présente les 68 paramètres utilisés dans la classification (36 paramètres sont issus de l'analyse classique, 16 issus de la décomposition ACP et 16 issus de la décomposition en ondelettes).

2. Classification

A partir de ces paramètres retenus, nous avons effectué deux applications biométriques.

Une première application biométrique consiste à la reconnaissance de personnes à partir des classificateurs ADL et K-ppv. Cette application est composée de deux parties. La première est une classification des ressemblants dans laquelle nous avons choisi parmi les volontaires de cette étude, quatre sujets les plus ressemblants de point de vu caractéristiques physiologiques (âge, taille, poids). La deuxième partie est une classification des non ressemblants, dans laquelle, nous avons choisi dix sujets hétérogènes de point de vue genre et qui sont les plus distincts par leur âge, leur taille ou leur poids.

Une deuxième application biométrique consiste à la classification par groupes des sujets selon leur âge, puis leur genre, puis leur taille et enfin leur poids. Cette application est effectuée à partir des classificateurs ADL, K-ppv et SVM.

Les performances ne sont pas discutées seulement selon le classificateur utilisé mais aussi selon le type de paramètres utilisés pour l'apprentissage. Pour ceci, nous avons défini sept observations dont chacune est basée sur une combinaison entre les différents types de paramètres:

- 1) Une observation en utilisant tous les paramètres retenus (68 paramètres).
- 2) Une observation en utilisant uniquement les paramètres classiques (36 paramètres).
- 3) Une observation en utilisant uniquement les paramètres issus de la décomposition ACP (16 paramètres).
- 4) Une observation en utilisant uniquement les paramètres de la décomposition en ondelettes (16 paramètres).

5) Une observation en utilisant les paramètres classiques et les paramètres issus de la décomposition en ondelettes (52 paramètres).

6) Une observation en utilisant les paramètres classiques et les paramètres issus de la décomposition ACP (52 paramètres).

7) Une observation en utilisant les paramètres issus de la décomposition en ondelettes et les paramètres issus de la décomposition ACP (32 paramètres).

A chaque observation et pour chacune des méthodes de classification, nous élaborons les performances : taux correct (TC), sensibilité (SE) et spécificité (SP) dévoilant la capacité de chaque méthode de classification à classer et reconnaître les personnes en utilisant une observation donnée.

Nous élaborons aussi un taux moyen par observation (TCO) correspondant à la moyenne des valeurs TC pour tous les classificateurs par observation et le taux moyen par classificateur (TCC) correspondant à la moyenne des valeurs TC pour toutes les observations par classificateur.

2.1 Première application biométrique

2.1.1 Classification des ressemblants

Dans cette partie nous effectuons la reconnaissance de quatre sujets les plus ressemblants de point de vu caractéristiques physiologiques.

Les résultats de cette reconnaissance présentent les performances de chacune des méthodes de classification (K-ppv, ADL) et chacune des combinaisons de paramètres à distinguer parmi ces sujets (Tableau.5).

Tableau.5 : résultats de la classification par personne pour les ressemblants.

		Classificateurs						<i>TCO</i>
		ADL			K-ppv			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes + ACP (68)	90,28%	77,78%	96,30%	75,00%	61,11%	85,19%	82,64%
	classiques (36)	84,72%	66,67%	92,59%	75,00%	66,67%	85,19%	79,86%
	ACP (16)	73,61%	22,22%	92,59%	68,06%	44,44%	83,33%	70,84%
	ondelettes (16)	84,72%	66,67%	94,44%	75,00%	72,22%	88,89%	79,86%
	classique + ondelette (52)	88,89%	72,22%	96,30%	75,00%	66,67%	85,19%	81,95%
	classique + ACP (52)	86,11%	72,22%	92,59%	75,00%	61,11%	85,19%	80,56%
	ondelettes + ACP (32)	90,28%	88,89%	90,74%	68,06%	44,44%	83,33%	79,17%
<i>TCC</i>		85,52%			73,02%			

Nous remarquons que la classification ADL fournit la meilleure performance de classification (TC= 90,28%, SE=77,78% et SP=96,30%) (tableau.5). Cette performance correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

La méthode de classification ADL fournit le taux TCC le plus élevé (85,52%).

Le taux TCO le plus élevé correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette (82,64%) et le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètre issus de la décomposition ACP (70,84%).

2.1.2 Classification des non ressemblants

Dans cette partie nous effectuons la reconnaissance de dix sujets les plus distincts de point de vu caractéristiques physiologiques.

Les résultats de cette reconnaissance présentent les performances de chacune des méthodes de classification (K-ppv, ADL) et chacune des combinaisons de paramètres à distinguer parmi ces sujets (Tableau.6).

Tableau.6 : résultats de la classification par personne pour les non ressemblants.

		Classificateurs						<i>TCO</i>
		ADL			K-ppv			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes + ACP (68)	80,43%	77,78%	98,65%	54,35%	55,56%	87,84%	67,39%
	classiques (36)	71,74%	55,56%	93,24%	56,52%	61,11%	87,84%	64,13%
	ACP (16)	44,57%	11,11%	91,89%	51,09%	27,78%	86,49%	47,83%
	ondelettes (16)	47,83%	33,33%	95,95%	63,04%	72,22%	87,84%	55,44%
	classique + ondelette (52)	78,26%	83,33%	97,30%	56,52%	61,11%	87,82%	67,39%
	classique + ACP (52)	77,17%	61,11%	95,95%	54,35%	55,56%	87,84%	65,76%
	ondelettes + ACP (32)	64,13%	66,67%	97,30%	51,09%	27,78%	86,49%	57,61%
<i>TCC</i>		66,30%			55,28%			

Nous remarquons que la classification ADL fournit la meilleure performance de classification (TC= 80,43%, SE=77,78% et SP=98,65%) (tableau.6). Cette performance correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

La méthode de classification ADL fournit le taux TCC le plus élevé (66,30%),

Le taux TCO le plus élevé correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en

ondelette (67,39%) et le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètre issus de la décomposition ACP (47,83%).

Synthèse

D'après les résultats de l'application biométrique, la méthode de classification ADL est plus performante que la méthode K-ppv et fournit aussi les meilleurs taux TCC.

L'observation ayant les taux TCO les plus faibles est celle par paramètres issus de l'ACP. L'observation fournissant les TCO les plus grands est celle combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

Nous remarquons que les performances sont plus élevées pour la classification des 4 personnes ressemblantes que celle pour 10 personnes non ressemblantes physiologiquement.

Moins les sujets à classifier sont nombreux et plus la reconnaissance biométrique des personnes par comportement stabilométrique est plus performante indépendamment de leur ressemblance physiologique.

2.2 Deuxième application biométrique

2.2.1 Classification par âge

Dans cette partie nous présentons les résultats de la classification des sujets étudiés (25 sujets) par âge. Ces résultats sont les performances de chacune des méthodes de classification (ADL, K-ppv et SVM) et chacune des observations à distinguer les jeunes (âgés de 19 ans à 24 ans) des adultes (âgés de 27 ans à 42 ans) (Tableau.7).

Tableau.7 : résultats de la classification par âge.

		Classificateurs									
		ADL			K-ppv			SVM			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes +ACP (68)	92,39 %	92,00 %	92,86 %	84,78 %	80,00 %	90,48 %	85,87 %	90,00 %	80,95 %	87,68 %
	classiques (36)	93,48 %	94,00 %	92,86 %	83,70 %	80,00 %	88,10 %	90,22 %	98,00 %	80,95 %	89,13 %
	ACP (16)	52,17 %	52,00 %	52,38 %	73,91 %	70,00 %	78,57 %	68,48 %	76,00 %	59,52 %	64,85 %
	ondelettes (16)	82,61 %	92,00 %	71,43 %	89,13 %	98,00 %	78,57 %	92,39 %	83,33 %	87,72 %	88,04 %
	classique + ondelette (52)	93,48 %	94,00 %	92,86 %	83,70 %	80,00 %	88,10 %	89,13 %	96,00 %	80,95 %	88,77 %
	classique + ACP (52)	91,30 %	90,00 %	92,86 %	84,78 %	80,00 %	90,48 %	89,13 %	94,00 %	83,33 %	88,40 %
	ondelettes + ACP (32)	83,70 %	84,00 %	83,33 %	73,71 %	70,00 %	78,57 %	91,30 %	94,00 %	88,10 %	82,90 %
	TCC		84,16%			81,96%			86,65%		

Nous remarquons que la classification ADL fournit la meilleure performance de classification (TC= 93,48%, SE=94,00% et SP=92,86%) (Tableau.7). Cette meilleure performance correspond à deux observations : celle utilisant les paramètres classiques et celle utilisant la combinaison entre paramètres classiques et paramètres issus de la décomposition en ondelettes.

La méthode de classification SVM fournit le taux TCC le plus élevé (86,65%), par contre la classification K-ppv assure le taux TCC le plus faible (81,96%).

Le taux TCO le plus important correspond à l'observation par paramètres classiques (89,13%) et le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètres issus de la décomposition ACP (64,85%).

2.2.2 Classification par genre

Dans cette partie nous présentons les résultats de la classification des sujets étudiés (25 sujets) par genre. Ces résultats sont les performances de chacune des méthodes de classification (ADL, K-ppv et SVM) et chacune des observations à distinguer les femmes des hommes parmi les 25 sujets étudiés (Tableau.8).

Tableau.8 : résultats de la classification par genre.

		Classificateurs									
		ADL			K-ppv			SVM			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes + ACP (68)	77,17%	73,08%	78,79%	77,17%	61,54%	83,33%	85,87%	76,92%	89,39%	80,07%
	classiques (36)	72,83%	65,38%	75,76%	78,26%	65,38%	83,33%	76,09%	61,54%	81,82%	75,73%
	ACP (16)	67,39%	38,46%	78,79%	68,48%	34,62%	81,82%	69,57%	11,54%	92,42%	68,48%
	ondelettes (16)	75,00%	65,38%	78,79%	79,35%	61,54%	86,36%	76,09%	50,00%	86,36%	76,81%
	classique + ondelette (52)	77,17%	84,62%	74,24%	78,26%	65,38%	83,33%	80,43%	73,08%	83,33%	78,62%
	classique + ACP (52)	71,74%	61,54%	75,76%	77,17%	61,54%	83,33%	77,17%	61,54%	83,33%	75,36%
	ondelettes + ACP (32)	82,61%	73,08%	86,36%	68,48%	34,62%	81,82%	77,17%	65,38%	81,82%	76,09%
TCC		74,84%			75,31%			77,48%			

Nous remarquons que la classification SVM fournit la meilleure performance de classification (TC= 85,87%, SE=76,92% et SP=89,39%) (Tableau.8). Cette performance correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

La méthode de classification SVM fournit le taux TCC le plus élevé (77,48%), par contre la classification ADL assure le taux TCC le plus faible (74,84%).

Le taux TCO le plus important correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la

décomposition en ondelette (80,07%) et le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètre issu de la décomposition ACP (68,48%).

2.2.3 Classification par poids

Dans cette partie nous présentons les résultats de la classification des sujets étudiés (25 sujets) par poids. Ces résultats sont les performances de chacune des méthodes de classification (ADL, K-ppv et SVM) et chacune des observations à distinguer les sujets appelés « gros » (poids de 72 kg à 105 kg) des sujets appelés « maigres » (poids de 52 kg à 66 kg) (Tableau.9).

Tableau.9: résultats de la classification par poids.

		Classificateurs									
		ADL			K-ppv			SVM			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes +ACP (68)	88,04%	92,86%	84,00%	84,78%	83,33%	86,00%	93,48%	97,62%	90,00%	88,77%
	classiques (36)	84,78%	92,86%	78,00%	82,61%	80,95%	84,00%	85,87%	92,86%	80,00%	84,42%
	ACP (16)	70,65%	73,81%	68,00%	72,83%	69,05%	76,00%	65,22%	47,62%	80,00%	69,57%
	ondelettes (16)	81,52%	90,48%	74,00%	75,00%	88,10%	64,00%	82,61%	92,86%	74,00%	79,71%
	classique + ondelette (52)	85,87%	90,48%	82,00%	82,61%	80,95%	84,00%	88,04%	92,86%	84,00%	85,51%
	classique + ACP (52)	88,04%	92,86%	84,00%	84,78%	83,33%	86,00%	92,39%	97,62%	88,00%	88,40%
	ondelettes + ACP (32)	83,70%	90,48%	78,00%	72,83%	69,05%	76,00%	82,61%	92,86%	74,00%	79,71%
<i>TCC</i>		83,23%			79,35%			84,32%			

Nous remarquons que la classification SVM fournit la meilleure performance de classification (TC= 93,48%, SE=97,62% et SP=90,00%) (Tableau.9). Cette performance correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

La méthode de classification SVM fournit le taux TCC le plus élevé (84,32%), par contre la classification K-ppv assure le taux TCC le plus faible (79,35%).

Le taux TCO le plus important correspond à l'observation combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette (88,77%) et le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètre issus de la décomposition ACP (69,57%).

2.2.4 Classification par taille

Dans cette partie nous présentons les résultats de la classification des sujets étudiés (25 sujets) par âge. Ces résultats sont les performances de chacune des méthodes de classification (ADL, K-ppv et SVM) et chacune des observations à distinguer les sujets de grande taille (taille de 174 cm à 192 cm) des sujets de moyenne taille (taille de 160 kg à 172 kg) (Tableau.10).

Tableau.10: résultats de la classification par taille.

		Classificateurs									
		ADL			K-ppv			SVM			
		TC	SE	SP	TC	SE	SP	TC	SE	SP	
Observations	classiques + ondelettes +ACP (68)	78,26%	76,19 %	82,76 %	67,39 %	84,13 %	31,03 %	78,26 %	82,54 %	68,97 %	74,64%
	classiques (36)	75,00%	71,43 %	82,76 %	70,65 %	85,71 %	37,93 %	71,74 %	77,78 %	58,62 %	72,46%
	ACP (16)	64,13%	73,02 %	44,83 %	73,91 %	84,13 %	51,72 %	71,74 %	88,89 %	34,48 %	69,93%
	ondelettes (16)	68,48%	65,08 %	75,86 %	76,09 %	79,37 %	68,97 %	76,09 %	85,71 %	55,17 %	73,55%
	classique + ondelette (52)	82,61%	82,54 %	82,76 %	70,65 %	85,71 %	37,93 %	79,35 %	84,13 %	68,97 %	77,54%
	classique + ACP (52)	79,35%	76,19 %	86,21 %	67,39 %	84,13 %	31,03 %	73,91 %	77,78 %	65,52 %	73,55%
	ondelettes + ACP (32)	75,00%	73,02 %	79,31 %	73,91 %	84,13 %	51,72 %	80,43 %	87,30 %	65,52 %	76,45%
TCC		74,69%			71,43%			75,93%			

Nous remarquons que la classification SVM fournit la meilleure performance de classification (TC= 80,43%, SE=87,30% et SP=65,52%) (Tableau.10). Cette performance correspond à l'observation combinant les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette.

La méthode de classification SVM fournit le taux TCC le plus élevé (75,93%), par contre la classification K-ppv assure le taux TCC le plus faible (71,43%).

Le taux TCO le plus important correspond à l'observation combinant les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette (77,54%), le plus faible TCO correspond à l'observation par paramètre issus de la décomposition ACP (69,93%).

Synthèse

D'après les résultats précédents la méthode de classification SVM est la plus performante dans la classification par groupes, elle fournit les meilleurs performances (TC, PS et PE) pour les classifications par genre, par poids et par taille, elle fournit aussi les meilleur taux TCC pour toutes les classifications par groupes. Par contre la méthode de classification K-ppv est la moins efficace fournissant les plus faibles TCC pour la classification par âge, poids et taille.

L'observation ayant les taux TCO les plus faibles pour toutes les classifications par groupes est celle par paramètres issus de l'ACP. L'observation fournissant les TCO les plus importants est celle combinant les paramètres classiques, les paramètres issus de la décomposition ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelette pour la plupart des classifications par groupes.

Le facteur âge est le facteur le plus discriminatif étant donné que la classification par âge est celle ayant les performances les plus élevées. Le facteur le moins discriminatif est le facteur taille.

2.3 Discussions

L'analyse des résultats de l'application biométrique a montré que, comme la marche, l'empreinte digitale, le visage, le comportement postural peut être utilisé pour identifier des personnes d'autant plus que les performances de reconnaissance (TC, SE, SP) sont grandes (les taux TC atteint 90,28%, SE=77,78%, SP= 96,30% pour la reconnaissance de 4 sujets ressemblants et TC=80,43%, SE=77,78%, SP= 98,65% pour la reconnaissance de 10 sujets non ressemblants). En comparant la méthode de classification K-ppv avec ADL, la seconde fournit les taux TCC et TCO les plus élevés pour les deux types de classification par personne. Le groupement de paramètres qui fournit le taux TCO le plus grand est la combinaison entre paramètres classiques, paramètres issus de la ACP et les paramètres issus de la décomposition en ondelettes (TCO= 82.64%). L'utilisation des paramètres issus de la ACP seuls fournit le taux TCO le plus faible.

L'analyse des résultats de la classification par groupes a montré que les paramètres stabilométriques peuvent être utilisés pour différencier les personnes par leur âge, leur genre, leur poids ou leur taille et aussi pour identifier et d'authentifier des personnes. Cependant, il est nécessaire d'effectuer une bonne sélection multivariée des paramètres pour la classification. Parfois, l'utilisation de certains paramètres pour la classification selon certains critères n'aboutit pas à une bonne performance par contre en les groupant avec d'autres paramètres, nous obtenons de bonnes performances comme par exemple dans cette étude l'utilisation des paramètres issus de la décomposition ACP donne les performances (TCO) les plus faibles pour tous les processus de classification. Par contre en combinant ces paramètres avec les paramètres issus de la décomposition en ondelettes et les paramètres classiques, les performances (TCO) obtenus sont les plus grands pour la plupart des processus de classification. En comparant les performances (TCC) des différentes méthodes de classification (ADL, K-ppv, SVM) pour les classifications par groupes, nous remarquons que la méthode SVM fournit les taux les plus élevés pour toutes les classifications par groupe allant de 75,93% pour la classification par taille jusqu'aux taux le plus élevé qui est de 86,65% pour la classification par âge. La méthode des K-ppv fournit les taux (TCC) les moins grands pour toutes les classifications par groupes. La méthode SVM est la plus adéquate dans ce type de classification. Concernant la classification par groupes, les performances (TC, SE, SP) les plus grandes ont été mentionnées pour la classification par âge (TC=93.48%, SE=94.00% et SP=92.86%) en plus des taux TCC les plus élevés ; donc le critère âge est le critère le plus discriminatif entre les sujets.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié, dans un premier temps, la performance des paramètres stabilométriques dans l'application biométrique à travers les méthodes ADL et K-ppv. Cette application consiste à reconnaître premièrement quatre sujets les moins ressemblants de point de vue âge, taille et poids ensuite reconnaître dix sujets les plus ressemblants et ceci en modifiant à chaque fois les paramètres étudiés. Les résultats ont montré que la méthode ADL est plus performante que K-ppv fournissant les meilleurs taux corrects avec la combinaison entre tous les paramètres : ADL arrive à reconnaître les sujets ressemblants avec un taux de 90.28%, et reconnaît les sujets non ressemblants à 80.43%.

Dans un second temps, nous avons étudié l'apport des différentes méthodes de classification (K-plus proches voisins (K-ppv) avec ($k = 1$), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et les machines à vecteurs de support (SVM)) dans la classification des sujets par âge, par genre, par taille et par poids. Nous avons étudié l'effet du choix des paramètres (statiques, issus de la ACP, issus de la décomposition en ondelettes ou des combinaisons entre ces paramètres) sur l'amélioration des performances de classification. Les résultats ont montré qu'en général les meilleures performances correspondent à la méthode SVM avec le groupement de tous les paramètres. Il est montré aussi que le critère d'âge est le plus discriminant (La méthode ADL arrive à classer les sujets adultes des sujets jeunes avec un taux correct de 93.48%).

L'étude des paramètres associés au contrôle postural semble être prometteuse dans le cadre des applications biométriques.

Conclusion Générale

Le maintien de l'équilibre orthostatique est une activité motrice primordiale permettant de préserver l'autonomie d'une personne. L'étude de l'équilibre postural nécessite l'utilisation de dispositif quantifiant cet équilibre sous forme d'enregistrements du déplacement du centre de masse ou du centre de pression.

Dans cette étude, nous avons utilisé un dispositif basé sur l'utilisation de champs magnétiques permettant d'extraire pour chaque sujet différents enregistrements présentant le déplacement du centre de masse dans un plan horizontal. Ces enregistrements sont effectués pour un sujet se mettant en position orthostatique pendant 30s à différentes situations liés à la fois à la position des pieds et à la nature de la vision. La projection de ces enregistrements sur le plan médiolatéral ou antéropostérieur forme le signal stabilométrique. Cette thèse a traité l'analyse de ce signal en vue de l'extraction de nouveaux paramètres visant, dans un premier temps, la compréhension du système tonique postural par étude de la stabilité chez l'Homme et l'effet de différents facteurs agissant sur cette stabilité et dans un deuxième temps, l'étude de la capacité de ces paramètres à identifier des individus et à les différencier selon leur âge, genre, taille et poids.

L'extraction des mesures classiques est effectuée suite à des analyses : spatio-temporelle, spectrale et stochastique, appliquées directement sur le signal de base. Admettant que ces paramètres sont insuffisants pour envisager une étude fine du système postural, nous avons eu recours à deux méthodes de décompositions du stabilogramme qui sont la décomposition ACP et la décomposition en ondelettes. La méthode ACP est basée sur l'hypothèse du modèle additif du stabilogramme et décompose ce dernier en tendance, tremblement et excursion. Elle a l'avantage de décomposer le signal stabilométrique en des composantes ayant un sens physique. La décomposition en ondelettes décompose le stabilogramme en trois niveaux de signaux de détails et d'approximation. Elle a l'avantage de caractériser le signal à différentes échelles (fréquences). L'analyse de ces différentes composantes permet d'extraire des paramètres liés à ACP et d'autres liés à la décomposition en ondelettes.

L'étude de l'ensemble de ces paramètres (classiques, issus de l'ACP et issus de la décomposition en ondelettes) nous a permis d'abord de définir l'effet des facteurs : vision, proprioception, direction, âge, genre, taille et poids sur la stabilité posturale et le déplacement du centre de masse.

Par la suite, nous avons appliqué un test statistique (ANOVA) permettant de ne retenir, à partir des paramètres collectés, que ceux présentant une différence significative. A partir de différentes combinaisons entre ces paramètres et en comparant deux classificateurs supervisés : ADL et K-ppv, nous avons effectué des applications biométriques visant à identifier les personnes. Avec la méthode ADL et en utilisant tous les paramètres retenus, nous avons pu discriminer des personnes ressemblants de point de vue anthropométrique à 90.28% et entre des sujets non ressemblants à 80.43%. Une deuxième application biométrique est effectuée visant à classifier les sujets par leur âge, leur genre, leur taille et leur poids. Cette application permet de comparer entre les classificateurs : ADL, SVM et K-ppv. Les résultats de cette application ont montré que les sujets ont été classifiés par leur âge avec un meilleur taux de reconnaissance de 93.48% réalisé en utilisant le classificateur ADL associé aux

paramètres classiques. Les meilleurs taux de classification par genre est de 85.87%, par poids est de 93.48% trouvés pour le classificateur SVM associé à la combinaison entre tous les paramètres. Le meilleur taux de classification par taille est de 80.43% en utilisant le classificateur SVM avec la combinaison entre paramètres issus de la ACP et issus de la décomposition en ondelettes. Ceci permet de conclure que le classificateur SVM est le plus performant en s'associant à la combinaison entre tous les paramètres retenus. Le facteur âge est le facteur le plus discriminant avec un taux de reconnaissance de 93.48%. Les taux de reconnaissance trouvés sont de valeurs assez grandes ce qui permet de conclure que le système postural est une modalité biométrique à développer.

Perspectives

I. Décomposition WACP

Une perspective envisageable est d'utiliser une nouvelle méthode de décomposition qui est une combinaison entre la décomposition ACP et la décomposition en ondelettes. Cette méthode, appelée WACP, regroupe les avantages de la décomposition ACP, qui est de considérer le signal stabilométrique comme un modèle additif et de le décomposer en des composantes ayant un sens physique, et les avantages de la décomposition en ondelettes, qui est de pouvoir analyser le signal stabilométrique à différents niveaux de résolutions (échelles ou fréquences).

Le principe de cette méthode serait de décomposer dans un premier temps le signal stabilométrique en un signal déterministe à fluctuations lentes et un signal chaotique de plus hautes fréquences selon les principes de la première étape de la méthode ACP. Dans un deuxième temps, le signal chaotique est décomposé selon le principe de la décomposition en ondelettes, en un signal d'approximation (atr3) et trois signaux déterministes (dtr3, dtr2, dtr1). Le signal déterministe est aussi décomposé selon le même principe en un signal d'approximation (ap3) et trois signaux déterministes (dp3, dp2, dp1).

II. Biométrie multimodale

La biométrie se réfère à la reconnaissance automatique des individus basée sur leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Les systèmes biométriques unimodaux permettent de reconnaître une personne en utilisant une seule modalité biométrique, mais ne peuvent pas garantir avec certitude une bonne identification. De plus, ces systèmes sont sensibles au bruit introduit par l'unique capteur, à la non-universalité et au manque d'individualité de la modalité biométrique choisie ainsi qu'aux tentatives d'intrusion. La plupart de ces problèmes peuvent être réduits par la mise en place de systèmes biométriques multimodaux utilisant plusieurs signatures biométriques d'une même personne.

Dans le cadre d'une étude biométrique ou d'une classification unimodale, de nombreuses études précédentes ont traité l'analyse de la marche pour une classification selon le genre [12] selon l'âge [105] ou même pour détecter si des sujets présentent ou non une pathologie en relation avec la marche.

Dans cette étude nous avons démontré que l'analyse de la stabilométrie peut être appliquée pour la classification des sujets selon le genre, la taille, le poids, l'âge ou même pour l'identification des personnes et ceci avec des taux de reconnaissance respectables (dépassant 80%). Une perspective serait d'adopter une étude biométrique multimodale basée sur la fusion multimodale entre l'analyse de la marche, considérée comme un état d'équilibre dynamique, et l'analyse du contrôle stabilométrique, considéré comme un état d'équilibre statique. Il est envisageable de réaliser cette étude en utilisant le classificateur SVM qui semble réaliser de bonnes performances dans ce domaine.

Références Bibliographiques

- [1] Abadi M., Thèse de l'Université de technologie de Troyes, *Etude de l'équilibre en posture orthostatique; Analyse du stabilogram*, Septembre 2004.
- [2] Abrahámov D., Hlavačka F., Age-related changes of human balance during quiet stance. *Physiol Res*. 57: 957-964, 2008.
- [3] Abry P., Flandrin P., Wavelets in Medicine and Biology, *CRC Press, Boca Raton, FL*, pp. 413-437, 1996.
- [4] Alleno L., Thèse de doctorat de l'institut national des télécommunications, *La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles*, 1996.
- [5] Amblard B., Carblanc C., Rôle des informations fovéales et périphériques dans le maintien de l'équilibre postural chez l'homme, *Agressologie*, Institut de neurophysiologie et Psychophysiologie de Marseille, 1978.
- [6] Amoud H., Snoussi H., Hewson D. and Duchêne J., Hilbert-Huang Transformation: Application to Postural Stability Analysis, *IEEE EMBC*, Lyon , Aug. 2007.
- [7] Amoud H., Abadi M., Hewson D. J., M-Pellegrino V., Doussot M. et Duchêne J, Fractal time series analysis of postural stability in elderly and control subjects, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, Vol. 4 pp. 1–12, 2007.
- [8] Amoud H., Snoussi H., Hewson D. and Duchêne J., Univariate and Bivariate Empirical Mode Decomposition for Postural Stability Analysis, *accepted to EURASIP Journal on Advances in Signal*, 2008.
- [9] Balasubramaniam R., Riley M A., Turvey M.T., Specificity of postural sway to the demands of a precision task, *Gait and Posture* 11, 12–24, 2000.
- [10] Baloh RW., Fife TD., Zwerling L., Socotch T., Jacobson K., Bell T., Beykirch K, Comparison of static and dynamic posturography in young and older normal people. *J Am Geriatr Soc* 42: 405- 412, 1994.
- [11] Baloh Rw., Spain S., Socotch Tm., Jacobson Km., Bell T., Posturography and balance problems in older people. *J Am Geriatr Soc* 43: 638-644, 1995.
- [12] Begg R. K, Palaniswami M., and Owen B., Support vector machines for automated gait classification, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 5, pp. 828-838, 2005.
- [13] Belarouci S. , Khelif M., Analyse spectrale paramétrique et non-paramétrique du signal de précession libre en RMN. *Afrique SCIENCE*, vol. 4, no. 1, pp. 64-86, 2008.
- [14] Benjuya N., Melzer I., Kaplanski J., Aging-induced shifts from a reliance on sensory input to muscle contraction during balanced standing. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* **59**: 166-171, 2004.
- [15] Berencsi A., Ishihara M., Imanaka, K., The functional role of central and peripheral vision in the control of posture. *Human Movement Science*, 24, 689-709, 2005.
- [16] Berencsi A., Ishihara M., Imanaka, K., The functional role of central and peripheral vision in the control of posture, *Gait & Posture* 27, 493–500, 2008.

- [17] Berrigan F., Simoneau M., Tremblay A., Hue O., Teasdale N., Influence of obesity on accurate and rapid arm movement performed from a standing posture. *International Journal of Obesity* 30(12):1750-1757, 2006.
- [18] Bizzo G., *Étude dynamique de la plate-forme*. in Gagey P.M. (Ed) Huit Leçons de Posturologie.: 33-38. AFP (Paris), 1993.
- [19] Black FO, Wall C, Rockette H & Kitch R., Normal subject postural sway during the Romberg Test. *Am J Otolaryngol* 3: 309–318, 1982.
- [20] Bohannon R W, Larkin P A, Cook A C, Gear J, and Singer J, Decrease in timed balance test scores with aging, *Phys Ther*, vol. 64, pp. 1067-70, 1984.
- [21] Bolton JW., The relation of motor power to intelligence. *J. Physiol.* (London), 14: 619-629, 1903.
- [22] Bouisset S, Duchene JL, Is body balance more perturbed by respiration in seating than in standing posture?, *Neuroreport*; 5(8): 957-60, 1994.
- [23] Bouisset S, Maton B., *Muscles, posture et mouvement*. Paris, Herman, 304p , 1993.
- [24] Bouisset S., *Biomécanique et physiologie du mouvement*, Ed Masson, 2002.
- [25] Brocklehurst JC, Robertson D, James-Groom P, Clinical correlates of sway in old agesensory modalities. *Age Ageing* 11: 1-10, 1982.
- [26] Buchanan JJ, Horak F B, Voluntary control of postural equilibrium patterns. *Behav Brain Res* 143, no. 2: 121-40, 2003.
- [27] Bullard W.N., Brackett E.G., Observations on the steadiness of the hand and on static equilibrium. *Boston Med. Surg. J.*, 109: 595-610, 1988.
- [28] Caron O, Gelat T, Rougier P & Blanchi JP, A comparative analysis of the center of gravity and center of pressure trajectory path lengths in standing posture: an estimation of active stiffness. *J Appl Biomech* 16, 234-247, 2000.
- [29] Chagdes J. R, Rietdyk S, Haddad J M., Zelaznik H N., Raman A , Rhea C K. , Silver T A., Multiple timescales in postural dynamics associated with vision and a secondary task are revealed by wavelet analysis, *Experimental brain research*, vol. 197, no3, pp. 297-310, 2009.
- [30] Chiari L, Cappello A, Lenzi D, and Della Croce U, An improved technique for the extraction of stochastic parameters from stabilograms, *Gait Posture*, vol. 12, pp. 225-34, 2000.
- [31] Chiari L., Rocchi L., and Cappello A., Stabilometric parameters are affected by anthropometry and foot placement, *Clin Biomech* (Bristol, Avon), vol. 17, pp. 666-77, 2002.
- [32] Cohen H, Blatchly C, Gombash L, A study of the clinical test of sensory interaction and balance. *Physical Therapy* 73: 346-351, 1993.
- [32] Collins J.J., De Luca C.J., Open-loop and closed-loop control of posture: a random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Exp. Brain Res.*, 95: 308-318, 1993.
- [33] Collins JJ, De Luca CJ, Random walking during quiet standing. *Phys Rev Lett* 73, 764-767, 1994.

- [34] Collins JJ & De Luca CJ, The effects of visual input on open-loop and closed-loop postural control mechanisms *Exp Brain Res* 103, 151-163, 1995.
- [35] Collins JJ, De Luca CJ, Burrows A, Lipsitz LA, Age-related changes in open-loop and closed-loop postural control mechanisms. *Exp Brain Res* 104, 480-492, 1995.
- [36] Corbeil P., These de Doctorat de l'université de Laval Québec, *Études des mécanismes adaptatifs du maintien de l'équilibre orthostatique Effets d'une fatigue musculaire, d'une douleur expérimentale et d'une perturbation externe*, Aout 2003.
- [37] Creath R, Kiemel T., Horak F, Peterka R, Jeka J., A unified view of quiet and perturbed stance: simultaneous co-existing excitable modes. *Neuroscience Letters*, 377, 75-80, 2005.
- [38] Crémieux J, Mesure S, *Equilibre postural statique et pratique de la danse ou du judo. In « Recherche en activités physiques et sportives III »*. M. Laurent, J.F. Marini, R. Pfister, et P. Therme (Eds.), Paris Actio, Marseille UFR STAPS, Marseille, pp 275-291, 1992.
- [39] Dault M C, De Haart M, Geurts A C.H, Arts I M.P., and Nienhuis B, Effects of visual center of pressure feedback on postural control in young and elderly healthy adults and in stroke patients. *Human Movement Science* 22: 221-36, 2003.
- [40] Davis JR, Campbell AD, Adkin AL, Carpenter MG, The relationship between fear of falling and human postural control, *Gait Posture* 29:275-279, 2009.
- [41] Davis JW, Ross PD, Nevitt MC & Wasnich RD, Risk factors for falls and for serious injuries on falling among older Japanese women in Hawaii. *J Am Geriatr Soc* 47: 792-798, 1999.
- [42] Diener H C, Dichgans J, Guschlbauer B, and Mau H, "The significance of proprioception on postural stabilization as assessed by ischemia," *Brain Res*, vol. 296, pp. 103-9, 1984 .
- [43] Dietz V., Human neuronal control of automatic functional movements: Interaction between central programs and afferent input. *Physiol Rev* 72, 33-69, 1992.
- [44] Draghici S, Kulaeva O, Hoff B, Petrov A, Shams S, et Tainsky M A, Noise sampling method: an ANOVA approach allowing robust selection of differentially regulated genes measured by DNA microarrays. *Bioinformatics*, **19**: 1348-1359, 2003.
- [45] Du Pasquier R A, Blanc Y, Sinnreich M, Landis T, Burkhard P, Vingerhoets F J G, The effect of aging on postural stability: a cross sectional and longitudinal study. *Clin Neurophysiol* **33**: 213-218, 2003.
- [46] Duarte M, Zatsiorsky V, Analysis of the components of stabilographic, Identifying Control Mechanisms for Postural Behaviors, Los Angeles, November 1998.
- [47] Dupui Ph., Montoya R., Approche physiologique des analyses posturographiques statiques et dynamiques, Physiologie, Techniques, Pathologies. In: Dupui Ph, Montoya R, Lacour M (ED). *Posture et Equilibre*, Solal, Marseille, pp 13-29, 2003.
- [48] Edwards AS, Body-sway and vision. *J Exp Psychol* 36 : 526-35, 1946.
- [49] Efron B, Tibshirani R, Storey J D, et Tusher V G, Empirical Bayes analysis of microarray experiment. *Journal of the American Statistical Association*, **96**: 1151-1160, 2001.

- [50] Ekhdahl C, Jarnlo G & Andersson S, Standing balance in healthy subjects. *Scand J Rehabil Med* 21:187-195, 1989.
- [51] El-Kashlan H, Shepard N, Asher A, Smith-Wheelock M, SStelian S, Evaluation of clinical measures of equilibrium. *Laryngoscope* 108: 311-319, 1998.
- [52] Enoka RM, *Neuromechanical basis of kinesiology*. Second edition. Human kinetics. Champaign.IL, 1994.
- [53] Era P, Heikkinen E, Postural sway during standing and unexpected disturbance of balance in random samples of men of different ages. *J Gerontol* 40: 287-295, 1985.
- [54] Era P, Schroll M, Ytting H, Gause-Nilsson I, Heikkinen E & Steen B, Postural balance and its sensory – motor correlates in 75-year-old men and women: A cross-national comparative study. *J Gerontol: Medical Sciences* 51A: M53-M63, 1996.
- [55] Fearing F.S., The factors influencing static equilibrium. *J. Comp. Physiol. Psychol.*, 4: 90-121, 1924.
- [56] Fernandez M., *La Posture Et l'équilibre Evaluation Clinique Et Instrumentale Appliquee A La Gerontologie*. D.U., Posturologie Service de PR JEANDEL, 2007.
- [57] Fernie G. R., Gryfe C. I., Holliday P. J., Llewellyn A., The relationship of postural sway in standing to the incidence of falls in geriatric subjects, *Age Ageing*, vol. 11, pp. 11-6, 1982.
- [58] Figura F, Cama G, Capranica L, Guidetti L. et Pulejo e., «Assessment of static balance in children». *J Sports iVfed. Phys Fitness*, vol. 31, p. 235-242, 1991.
- [59] Fisher, *Virtual Environment Interface Workstations, Proceedings of the Human Factors Society 32nd Annual Meeting*, Anaheim, Ca, 1988.
- [60] Fitzpatrick R, McCloskey DI, Proprioceptive, visual and vestibular thresholds for the perception of sway during standing in humans. *J Physiol* 478(Pt 1) : 173-86, 1994.
- [61] Fournier R, Deléchelle E, Lemoine J, Décomposition et analyse du signal stabilométrique. *18e colloque GRETSI'01*, Toulouse, september 2001.
- [62] Fournier R., Thèse de doctorat de l'université Paris XII, *Analyse stochastique modale du signal stabilométrique. Application à l'étude de l'équilibre chez l'Homme*, 2002.
- [63] Fournier R., Deléchelle E., Lemoine J., Méthodes de calibrage d'un système électromagnétique pour l'étude et l'évaluation de mesure posturale, *Innovation et Technologie en Biologie et Médecine (I.T.B.M.-R.B.M.)*, ed. Elsevier, vol. 23, pp 303-315, 2002.
- [64] Fournier R., Deléchelle E., Lemoine J., Stabilogram phase estimation, *ISIE'2004 – IEEE International Symposium on Industrial Electronics.Computer and control systems*. 4-7, Ajaccio (France), 2004.
- [65] Gagey P.M., Bizzo G., Debruille O., Lacroix D., The one Hertz phenomenon. In M. Igarashi & F.O. Black (Eds) *Vestibular and visual control on posture and locomotor equilibrium...*, Karger, Basel, 89-92, 1985.
- [66] Gagey P M., Le pilan postural. *Agressologie, vision et posture*, pp. 925-929, 1987.

- [67] Gagey PM., Weber B., *Entrées du système postural fin*, ED. MASSON, 1995.
- [68] Gagey P., Pied pilier et pied moteur, in Pied, équilibre et rachis, P. Villeneuve, Ed. Paris: Frisson-Roche, pp. 165-176, 1998.
- [69] Gagey PM., Weber B., Stabilométrie. In : Masson, editor. *Posturologie: régulation et dérèglements de la station debout*. Paris, pp 45-59, 1999.
- [70] Gagey PM., Weber B., *Posturologie, Régulation et dérèglements de la station debout*. Masson, 3e édition, Paris, 2004.
- [71] Genthon N., Thèse de doctorat de l'université de Savoie. *Déficience unilatérale et adaptation de la fonction posturale. Rôle de chacun des appuis dans le maintien de la station debout*, 2006.
- [72] Gilbert, D. R., Schroeder, M., et van Helden, J., Interactive visualization and exploration of relationships between biological objects. *Trends Biotechnol.*, **18**: 487-494, 2000.
- [73] Golub T R., Slonim D. K., Tamayo P. et al., Molecular classification of cancer: class discovery and class prediction by gene expression monitoring. *Science*, **286**: 531-537, 1999.
- [74] Gravante G., Russo G., Pomara F., Ridola C., Comparison of ground reaction forces between obese and control young adults during quiet standing on a baropodometric platform. *Clinical Biomechanic*.18, 780-782, 2003.
- [75] Gurfinkel VS., Physical foundations of stabilography. *Agressologie*, **14**, C, 9-14, 1973.
- [76] Gurfinkel VS, Lipshits MI, Mori S & Popov KE., Stabilization of body position as the main task of postural regulation. *Fiziology Cheloveka* 7, 400-410, 1980.
- [77] Hancock JA., A preliminary study of motor ability. *Pediat. Semin.*, 3: 9-24, 1984.
- [78] Hellebrandt FA., Standing as a geotropic reflex. *Am. J. Physiol.*, 121: 471-473, 1938.
- [79] Hewson D J, Duchêne J, Charpillet F, The PARACHute Project: Remote Monitoring of Posture and Gait for Fall Prevention," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol., Article ID 27421, 15 pages, 2007. doi:10.1155/2007/27421, 2007.
- [80] Hlaváčka F, Horak FB., Somatosensory influence on postural response to galvanic vestibular stimulation. *Physiol Res* **55** (Suppl 1): S121-S127, 2006.
- [81] Holzreiter SH, Kohle ME., Assessment of gait pattern using neural networks, *J. Biomech.*, vol. 26, no. 6, pp. 645-651, 1993.
- [82] Hue O, Marcotte J, Berrigan F, Simoneau M, Doré J, Marceau P, Marceau S, Tremblay A, Teasdale N., Body weight is a strong predictor of postural stability, *Gait and Posture*, 26 : 32-38, 2007.
- [83] Hunter I.W., Kearney R.E., Respiratory components of human postural sway, *Neuroscience Letters*, 25 155-159, 1981.
- [84] Huang, N.E., Shen, Z., Long, SR., M.L.C., Shih, H.H., Zheng, Q.N., Yen, N.C., Tung, C.C. and Liu, H.H., The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, *Proc. Roy. Soc. LOND A MAT*, 454, pp. 903-995, 1998.

- [85] Hytönen M, Pyykkö I, Aalto H & Starck J., Postural control and age. *Acta Otolaryngol* (Stockh) 113: 119–122, 1993.
- [86] Ikai T, Kamikubo T, Takehara I, M Nishi, Miyano S., Dynamic postural control in patients with hemiparesis. *Am J Phys Med Rehabil* 82, no. 6: 463-9; quiz 470-2, 484, 2003.
- [87] Ivanenko YP, Grasso R, Lacquaniti F., Effect of gaze on postural responses to neck proprioceptive and vestibular stimulation in humans. *J Physiol* 519 : 301-314, 1999.
- [88] Ivanenko YP, Grasso R, Lacquaniti F, Neck muscle vibration makes walking humans accelerate in the direction of gaze. *J Physiol* 525: 803-814, 2000.
- [89] Jaffard S., Multifractal formalism for functions part i: results valid for all functions, *Siam J. Math. Anal.* 28(4): 944-970, 1997.
- [90] Johansson R, Magnusson M., Human postural dynamics. *Biomed Eng* 18: 413-437, 1991.
- [91] Joseph J, *Man's posture, electromyographic studies*. Thomas CC (Ed) Springfield Illinois, 1960.
- [92] Juntunen J, Ylikoski J, Ojala M, Matikainen E, Ylikoski M & Vaheri E, Postural body sway and exposure to high-energy impulse noise. *Lancet* 11: 261-264, 1987.
- [93] Kavounoudias A., Roll R., Roll J.P., The plantar sole is a 'dynamometric map' for human balance control. *NeuroReport*: 9, 3247-3252, 1998.
- [94] Kejonen P., Academic Dissertation, University of Oulu, Body movements during postural stabilization. *Measurements with a motion analysis system*, September 2002.
- [95] Kerr M K, Martin M, and Churchill G A., Analysis of variance for gene expression microarray data. *J.Comput.Biol.*,7, 819-837, 2000.
- [96] Khan J, Wei J S, Ringner M., Classification and diagnostic prediction of cancers using gene expression profiling and artificial neural networks. *Nat.Med.*, 7: 673-679, 2001.
- [97] Kinney LaPier TL, Liddle S & Bain C., A comparison of static and dynamic standing balance in older men versus women. *Physiotherapy Canada* 49: 207–213, 1997.
- [98] Kirby RL, Price NA, Mac Leod DA., The influence of foot position on standing balance. *Journal of Biomechanics*, 20, 4, 423-427, 1987.
- [99] Kollegger H, Wöber C, Baumgartner C, Deecke L., Stabilizing and destabilising effects of vision and foot position on body sway of healthy young subjects : a posturographic study. *European Neurology*, 29, 241-245, 1989.
- [100] Laufer Y, Barak Y, Chemel I, Age-related differences in the effect of a perceived threat to stability on postural control. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 61:500–504, 2006.
- [101] Le Bouter S, El Harchi A, Marionneau C., Long-term amiodarone administration remodels expression of ion channel transcripts in the mouse heart. *Circulation*, **110**: 3028-3035, 2004.

- [102] Le Meur N., Thèse de Université de Nantes faculté de médecine, *De l'Acquisition des Données de Puces à ADN vers leur Interprétation : Importance du Traitement des Données Primaires*, juin 2005.
- [103] Le TT, Kapoula Z., Role of ocular convergence in the Romberg quotient. *Gait Posture* 27 : 493-500, 2007.
- [104] Lee DN, Lishmann JR, Vision - The most efficient source of proprioceptive information for balance control. *Agressologie* 18A : 83-94, 1976.
- [105] Lee L, Grimson WL., Gait analysis for recognition and classification, in *Proc. 5th Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 155-162, 2002.
- [106] Lemieux A., Thèse de l'université Laval, Québec. *Système d'identification de personnes par vision numérique*, décembre 2003.
- [107] Lichtenstein M. J., Shields S. L., Shiavi R. G., and Burger M. C., Clinical determinants of biomechanics platform measures of balance in aged women, *J Am Geriatr Soc*, vol. 36, pp. 996-1002, 1998.
- [108] Lisbonis JM., Comment tester les différentes entrées sensorielles responsables de la fonction d'équilibration d'un sujet sur Multitest-Equilibre, *Sauramps Medical*, 2-84023-188-3, 1999.
- [109] Lönnstedt I, Speed T., Replicated microarray data. *Statistica sinica*, **12**: 31-46, 2002.
- [110] Lord SR, Menz HB., Visual contributions to postural stability in older adults. *Gerontology* **46**: 306-310, 2000.
- [111] Maatar D, Fournier R, Lachiri Z, Nait-Ali A, Discrete wavelet and modified PCA decompositions for postural stability analysis in biometric applications. *Journal Biomedical Science and Engineering (JBISE)*, Volume: 04, Issue: 08, Pages: 543-551, 2011.
- [112] Maatar D, Fournier R, Lachiri Z, Nait-Ali A, 'Décomposition et extraction de phase du signal stabilométrique, Etude de l'effet de différentes entrées sur la stabilité. *Traitement et Analyse de l'Information : Méthodes et applications - TAIMA '11*, Hammamet-Tunisie, pp. 161-168, 2011.
- [113] Maatar D, Fournier R, Lachiri Z, Nait-Ali A., Effect Analysis of age and gender on postural stability using PCA decomposition'', *IEEE workshop on Signal Processing Systems - SIPS'11*, Beirut-Lebanon, pp. 349-354, 2011.
- [114] Maatar D, Fournier R, Lachiri Z, Nait-Ali A., Modified PCA stabilogram decomposition and analysis of fluctuations phase diffusion. *Spring World Congress on Engineering and Technology - SCET'12*, Xi'an-China, 2012.
- [115] Maatar D, Fournier R, Lachiri Z, Nait-Ali A., Influence of different entries on the mean center of pressure displacement'', *International Conference on Biomedical Science and Technology ICBST'12*, Paris-France, 2012.
- [116] Mahar RK, Kirby RL, MacLeod DA., Simulated leg-length discrepancy: Its effect on mean center of pressure position and postural sway. *Arch Phys Med Rehabil* 66: 822-824, 1985.

- [117] Maki BE, McIlroy WE., Postural control in older adult, *Clin. Geriatr. Med.* : 12, 635-658, 1996.
- [118] Maki BE, Perry SD, Norrie RG, McIlroy WE., Effects of facilitation of sensation from plantar foot-surface boundaries on postural stabilization in young and older adults. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci.*, 54(6), M281-287, 1999.
- [119] Mallat S., *A Wavelet Tour Of Signal Processing*, Second Ed. Academic Press, 1999.
- [120] Mandelbrot BB, van Ness JW., Fractional Brownian motions, fractionl noises and applications. *SIAM Rev* 10, 422-437, 1968.
- [121] Mandrin K., *mecanisme d'anticipation des oscillations posturales avec l'apport d'un stimulus sur la peau et sous l'effet de fatigue des muscles de la jambe*, juin 2009.
- [122] Marrone A, A.D. Polosa, G.Scioscia, S. Tramaglia, and A. Zenzola, Multiscale analysis of blood pressure signals, *Phys.Rev.E.* 60, 1088-1091, 1999.
- [123] Martin C, Strubel D, Gatel S, Kuntzmann F., Posturologie clinique : Perspectives en gériatrie. Partie II. Vieillesse normale et pathologique de l'équilibre en statokinésimétrie. Biofeedback postural," *Rev Read Fonc Prof Soc*, vol. 19, pp. 9-14, 1989.
- [124] Marocchi C, Gagey P M., Postural blindness. *Agressologie*, vol. 28, pp. 947-8., 1987.
- [125] Masani K, Popovic MR, Nakazawa K, Kouzaki M, Nozaki D., Importance of body sway velocity information in controlling ankle extensor activities during quiet stance. *J Neurophysiol* 90 : 3774-3782, 2003.
- [126] Massion J., Movement, posture and equilibrium: interaction and coordination. *Prog Neurobiol* 38: 35-56, 1992.
- [127] Massion J., *Cerveau et Motricité*. PUF, Paris, 188 p, 1997.
- [128] Matheron E., Thèse de doctorat de l'université de Paris Decartes, *Incidence des phories verticales sur le contrôle postural en vision binoculaire*, Décembre 2009.
- [129] Max J, Lacoume JL., *Méthodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques*. MASON, Paris, 1996.
- [130] Mcilroy WE, Maki BE., Preferred placement of the feet during quiet stance : development of a standardized foot placement for balance testing. *Clinical Biomechanics*, 12, 1, 66-70, 1997.
- [131] McClenaghan B A, Williams G, Dickerson J, Dowda M, Thombs L, Eleazer P., Spectral characteristics of aging postural control, *Gait & Posture*, Volume 4, Issue 2, Pages 112-121, 1996.
- [132] Miles WR., Static equilibrium as a useful test of motor control. *J. Indus. Hyg.*, 3: 316-361, 1922.
- [133] Mitchell SW, Lewis MJ., The tendon jerk and muscle-jerk in disease and especially in posterior sclerosis. *Am. J. Med. Sci.*, 92: 363-372, 1886.
- [134] Millioz F, Martin N., Réallocation du spectrogramme pour la détection de frontières de motifs temps-fréquence. *Colloque GRETSI'07*, Troyes, 2007.

- [135] Melzer, I., Benjuya, N. et Kaplanski, J., Effects of regular walking on postural stability in the elderly. *Gerontology*, 49, 240-245, 2003.
- [136] Menz HB., Alternative techniques for the clinical assessment of foot pronation. *JAPMA* 88:119-129, 1998.
- [137] Menz HB, Lord SR., Foot problems, functional impairment and falls in older people. *JAPMA* 89: 458-467, 1999.
- [138] Morasso PG, Schieppati M., Can muscle stiffness alone stabilize upright standing?, *J Neurophysiol*, 82, 1622-1626, 1999.
- [139] Morizet N., Thèse de Doctorat Signal et Images, Institut Supérieur d'Electronique de Paris, ENST, *Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris*, 2009.
- [140] Mouzat A, Dabonneville M, Bertrand P., Etude statistique de l'équilibre orthostatique chez l'homme, in *Ecole Doctorale: Lettres, Sciences Humaines et Sociales*. Clermont Ferrand: L'Université Blaise Pascal, pp. 326, 2003.
- [141] Mouzat A, Dabonneville M, Roux D, Borges N, Bertrand P., Position des pieds et paramètres stabilométriques, *Staps*, 67, p.59-69, 2005.
- [142] Murray M P, Seireg A A, Sepic S B., Normal postural stability and steadiness: quantitative assessment, *J Bone Joint Surg Am*, vol. 57, pp. 510-6, 1975.
- [143] Murrell P, Cornwall MW, Doucet SK., Leg-length discrepancy: effect on the amplitude of postural sway. *Arch Phys Med Rehabil* 72: 646-648, 1991.
- [144] Nashner LM., Analysis of movement control in man using the movable platform. In: *Motor Control Mechanism in Health and Disease*, Ed. *JE Desmedt*, Raven Press, New York. pp. 607-619, 1983.
- [145] Njikikjien C, Van Parys JAP., Romberg's sign expressed in a quotient. II *Pathology.Agressologie*, 17:19:24, 1976.
- [146] Nougier V, Bard C, Fleury M, Teasdale N (1998). Contribution of central and peripheral vision to the regulation of stance : developmental aspects. *J Exp Child Psychol* 68(3) : 202-215.
- [147] Ojala M, Matikainen E, Juntunen J., Posturography and the dizzy patient: a neurological study of 133 patients. *Acta Neurol Scand* 80:118-122, 1989.
- [148] Okubo J, Watanabe I, Takeya T, Baron J B., Influence of foot position and visual field condition in the examination for equilibrium function and sway of the center of gravity in normal persons. *Agressologie*, 20, 2, 127-132, 1979.
- [149] Ouaknine M., *Exploration de la posture*. Laboratoire d 'Audio-Phonologie Clinique Université de la Méditerranée. CHU Timone . Marseille, 2005.
- [150] Overstall PW, Exton-Smith AN, Imms FJ, Johnson AL., Falls in the elderly related to postural imbalance. *BMJ* 1: 261-264, 1977.
- [151] Pai YC, Patton J., Center of mass velocity-position predictions for balance control. *J Biomech* 30, 347-354, 1997.

- [152] Palmieri, Riann M, Chlistopher D, Ingersoll, Marcus B, Stone, Andrew. Krause B. Center-of-pressure parameters used in the assessment of postural control. *Sport Rehabilitation* 1, no. 1: 51-66, 2002.
- [153] Paulus W M, Straube A, Brangt T., Visual stabilization of posture. Physiological stimulus characteristics and clinical aspects. *Brain*: 107, 1143-1163, 1984.
- [154] Paulus W, Hawken M, Quintern J, Straube A, Krafczyk S, Botzel K, Brandt T., Multisensory versus monosensory stabilization of posture, *Agressologie*, vol. 29, pp. 699-703, 1988.
- [155] Pearce JM., Romberg and his sign. *Eur Neurol* 53 : 210-213, 2005.
- [156] Pelz J B (1998). *Visual Representations in a Natural Visuo-motor Task*, Center for Imaging Science at RIT, 1998.
- [157] Perou C M, Sorlie T, Eisen M B., Molecular portraits of human breast tumours. *Nature*, **406**: 747-752, 2000.
- [158] Perrin P P, Jeandel C, Perrin C A, Bene M C., Influence of visual control, conduction, and central integration on static and dynamic balance in healthy older adults. *Gerontology* **43**: 223-231, 1997.
- [159] Perrin P, Deviterne D, Hugel F, Perrot C., Judo, better than dance, develops sensorimotor adaptabilities involved in balance control. *Gait Posture* 15:187-194, 2002.
- [160] Perronnin F, Dugelay JL., Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio vidéo, *Revue traitement du signal*, volume 19, numéro 4, 2002.
- [161] Plamen ch I, Nunes Amaral A I, Goldberger S H, Rosenblum M G, Struzik Z R, Stanley H E., Multifractality in human heartbeat dynamics, *Nature*. 399(6735):461-465, 1999.
- [162] Prieto T E, Myklebust J B, Hoffman R G, Lovett E G, Myklebust B M (1996) Measures of postural steadiness: Differences between healthy young and elderly adults. *IEEE Trans Biomed Eng* **43**: 956-966.
- [163] Raymakers J A, Samson M M, Verhaar H J., The assessment of body sway and the choice of the stability parameter(s). *Gait Posture* **21**: 48-58, 2005.
- [164] Riach CL, Starkes JL., Velocity of centre of pressure excursions as an indicator of postural control systems in children. *Gait & Posture*, vol. 2, p. 167-172, 1994.
- [165] Riley MA, Wong S, Mitra S, Turvey MT., Common effects of touch and vision on postural parameters. *Exp Brain Res* 117, 165-170, 1997.
- [166] Ring C, Nayak U S, Isaacs B., Balance function in elderly people who have and who have not fallen, *Arch Phys Med Rehabil*, vol. 69, pp. 261-4, 1988.
- [167] Rival C, Ceyte H, Olivier L., Developmental changes of static standing balance in children. *Neurosci Lett*, vol. 376, p. 133-136, 2005.
- [168] Rougier P, Farenc I., Adaptive effects of loss of vision on upright undisturbed stance. *Brain Res* 871, 165-174, 2000.
- [169] Rougier P, Burdet C, Farenc I, Berger L., Backward and forward leaning postures modelled by an fBm framework. *Neurosci Res* 41, 41-50, 2001.

- [170] Sabatier P., Thèse de doctorat de l'université de TOULOUSE III, *Sensibilité et motricité podales : leur influence sur le contrôle des activités posturo-cinétiques de sujets sains et pathologiques*, Octobre 2009.
- [171] Saffer M, Kiemel T, Jeka J., Coherence analysis of muscle activity during quiet stance. *Exp Brain Res*, 185, 215-226, 2008.
- [172] Schieppati M, Hugon M, Grasso M, Nardone A, Galante M., The limits of equilibrium in young and elderly normal subjects and in Parkinsonians. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* **93**, 286-298, 1994.
- [173] Sheldon J H., The effect of age on the control of sway, *Gerontol Clin (Basel)*, vol. 5, pp. 129-38, 1963.
- [174] Sherrington CS., Note on the knee-jerk and the correlation of action of antagonistic muscles. *Proc Roy Soc Lond* 52 : 556-564, 1893.
- [175] Sinha T, Maki BE., Effect of forward lean on postural ankle dynamics. *IEEE Trans Rehab Eng* 4, 348-359, 1996.
- [176] Slonim D K., From patterns to pathways: gene expression data analysis comes of age. *Nat.Genet.*, 32 Suppl: 502-508, 2002.
- [177] Slobounov S, Slobounov E, Sebastianelli W, Cao C, Newell K., Differential rate of recovery in athletes after first and second concussion episodes. *Neurosurgery* 61:338–344, 2007.
- [178] Spirduso W., *Physical dimensions of aging*. 156-83, 1995.
- [179] StoVregen T A., Flow structure versus retinal location in the optical control of stance. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 11, 554–565, 1985.
- [180] StoVregen T A, Schmuckler, M A, Gibson E J., Use of central and peripheral optical flow in stance and locomotion in young walkers. *Perception*, 16, 113–119, 1987.
- [181] Syczewska M, Zielińska T., Power spectral density in balance assessment. Description of methodology, *Acta of Bioengineering and Biomechanics Original paper*, Vol. 12, No. 4, 2010.
- [182] Tarantola J, Nardone A, Tacchini E, Schieppati M., Human stance stability improves with the repetition of the task: effect of foot position and visual condition, *Neurosci Lett*, vol. 228, pp. 75-8, 1997.
- [183] Tavazoie S, Hughes J D, Campbell MJ, Cho R J, Church G M., Systematic determination of genetic network architecture. *Nat.Genet.*, **22**: 281-285, 1999.
- [184] Teasdale N, Stelmach G, Breunig A, Meeuwssen H., Age differences in visual sensory integration. *Exp Brain Res* 85: 691-696, 1991.
- [185] Teich M C, Heneghan C, Lowen S B, Turcott R G., Wavelets in Medicine and Biology, *CRC Press, Boca Raton, FL*, pp. 383-412, 1996.
- [186] Terré M., *Traitement Numérique du Signal*. Ecole Nationale Supérieure de Techniques Avancées ENSTA, 2003.

- [187] Thomas J G, Olson J M, Tapscott S J, Zhao L P., An efficient and robust statistical modeling approach to discover differentially expressed genes using genomic expression profiles. *Genome Res.*, **11**: 1227-1236, 2001.
- [188] Thurner S. , M.C. Feurstein, S.B.Lowen and M.C. Teich, *Phys. Rev. Lett.*81, 5688-5691, 1998
- [189] Travis RC., An experimental analysis of dynamic and static equilibrium. *J Exp Psychol* 35 : 216-34, 1945.
- [190] Tusher V G, Tibshirani R, Chu G., Significance analysis of microarrays applied to the ionizing radiation response. *Proc.Natl.Acad.Sci.U.S.A*, **98**: 5116-5121, 2001.
- [191] Uimonen S, Laitakari K, Sorri M, Bloigu R, Palva A., Effect of positioning the feet in posturography. *Journal of Vestibular Research*, 2, 349-356, 1992.
- [192] Vapnik V N., Statistical Learning Theory. Adaptative and Learning Systems for Signal Processing, *Communications, and Control.*, New York, 1998.
- [193] Whipple R, Wolfson L, Derby C, Singh D, Tobin J., Altered sensory function and balance in older persons. *Gerontol*48 *Spec No*: 71-6, 1993.
- [194] Williams HG, McClenaghan BA, Dickerson J., Spectral characteristics of postural control in elderly individuals. *Arch Phys Med Rehabil* 78:737-744, 1997.
- [195] Winter DA, Prince F, Patla A., Validity of the inverted pendulum model of balance in quiet standing. *Gait and Posture*, 5: 153-154, 1997.
- [196] Winter D A , Patla A E, Prince F, Ishac M, Gielo-Periczak K., Stiffness control of Balance in Quiet Standing, *J. Neurophysiol.*, 80: 1211-21, 1998.
- [197] Wolff DR, Rose J, Jones VK, Bloch DA, Oehlert JW, Gambie JG., Postural balance measurements for children and adolescents, *J Ortho Res*, vol. 16, p. 271 275, 1998.
- [198] Wolfson L, Whipple R, Amerman P., Stressing the postural response. *J Am Geriatr Soc* 34: 845-850, 1986.
- [199] Woollacott M, Shumway-Cook A, Nashner L., Aging and postural control: Changes in sensory organization in muscular coordination. *Int J Aging Hum Dev* 23: 97-114, 1986.
- [200] Wu G, Chiang H J., The significance of somatosensory stimulations to the human foot in the control of postural reflexes. *Exp Brain Res.*: 114, 163- 169, 1997.
- [201] Xavier R., Mémoire pour l'obtention du diplôme de l'Ecole Pratique des Hautes Etudes, *Vieillesse et Réhabilitation de la fonction d'équilibre chez le patient atteint de Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age*, Mars 2006.
- [202] Zatsiorsky VM, Duarte M., Instant equilibrium point and its migration in standing tasks: rambling and trembling components of the stabilogram. *Motor Control* 3, 28-38, 1999.
- [203] Zatsiorsky VM, Duarte M., Rambling and trembling in quiet standing. *Motor Control* 4, 185-200, 2000.

[204] Zhang H., Thesis submitted to the Faculty of the Virginia Polytechnic, *Use of Statistical Mechanics Methods to Assess the Effects of Localized Muscle Fatigue on Stability during Upright Stance*, December 2006.

[205] Zhang Y, Kiemel T, Jeka J., The influence of sensory information on two-component coordination during quiet stance. *Gait and Postur*, 26, 263-271, 2007.

[206] Comité Français d'Education pour la Santé, “*Les clés du “bien vieillir”: prévention des chutes chez les seniors*,” Caisse Nationale de l'Assurance Maladie des Travailleurs Salariés, November 2001.

[207] “The 2005 epc projections of age-related expenditure (2004- 50) for the eu-25 member states,” *Tech. Rep. 4, European Commission*, Luxembourg, 2005.